

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ УКРАИНЫ
ГОСУДАРСТВЕННОЕ ВЫСШЕЕ УЧЕБНОЕ ЗАВЕДЕНИЕ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ГОРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»



И.Г. Гулина

**АВТОМАТИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНИЯ
ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ
ПО ЦИКЛАМ НАКОПЛЕНИЯ-ВЫПУСКА ЧУГУНА**

Монография

Днепро
НГУ
2017

УДК 681.515:519.7:669-52

ББК 32.965

Г 94

*Рекомендовано до друку вченою радою Державного ВНЗ «НГУ»
(протокол № 15 від 15.11.2016).*

Рецензенти:

В.В. Гнатушенко, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри автоматизованих систем обробки інформації (Дніпропетровський національний університет ім. О. Гончара);

Ю.С. Семенов, канд. техн. наук, старший науковий співробітник, старший науковий співробітник відділу технологічного обладнання і систем управління (Інститут чорної металургії ім. З.І. Некрасова НАН України, м. Дніпро).

Гулина І.Г.

Г 94 Автоматизация управления тепловым состоянием доменной печи по циклам накопления-выпуска чугуна: монография / И.Г. Гулина ; М-во образования и науки Украины, Нац. горн. ун-т. – Днепро: НГУ, 2017. – 100 с.

ISBN 978-966-350-636-4

Предложено решение задачи повышения качества управления тепловым состоянием доменной печи в условиях изменения ее динамических параметров путем синтеза и реализации адаптивного управления на основе идентификации доменного процесса и прогнозирования его технологических переменных.

Обоснован критерий управления тепловым состоянием доменной печи, позволяющий путем стабилизации тренда уровня расплава обеспечить стабилизацию содержания кремния и серы в чугуне. Разработана адаптивная система управления с интеллектуальным прогнозированием состояния объекта с использованием локальных подсистем с самонастраивающимся и ПИД регуляторами. Разработан комплекс алгоритмов адаптивного управления, позволяющий реализовать системы, инвариантные к изменению режимов работы, и таким образом повысить качество управления тепловым состоянием доменной печи.

Монография рассчитана на специалистов, работающих в области разработки автоматизированных систем управления, аспирантов и студентов старших курсов технических университетов.

ISBN 978-966-350-636-4

© Гуліна І.Г., 2017

© Державний ВНЗ «НГУ», 2017

СОДЕРЖАНИЕ

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ	5
ВВЕДЕНИЕ	6
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ДОМЕННОЙ ПЕЧЬЮ	8
1.1. Технология доменного производства	8
1.2. Анализ существующих систем управления доменной печью	11
1.2.1. Доменная печь как объект управления	11
1.2.2. Системы контроля, диагностики и прогнозирования состояния доменной печи	14
1.2.3. Системы управления режимами работы доменной печи	15
1.3. Анализ методов контроля, прогнозирования и управления сложными технологическими объектами	20
ГЛАВА 2. ОБОСНОВАНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ СОЗДАНИЯ САУ ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ	24
2.1. Обоснование принципов построения САУ тепловым состоянием доменной печи	24
2.2. Выбор критерия управления тепловым состоянием доменной печи	33
2.3. Обоснование методов оценивания, идентификации и прогнозирования теплового состояния доменной печи	38
2.3.1. Адаптивное прогнозирование сигналов и состояния объектов управления	38
2.3.2. Идентификация нелинейных динамических процессов	45
ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОЙ САУ ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ С ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ	49
3.1. Идентификация и прогнозирование теплового состояния доменной печи по каналам управления	49
3.1.1. Выбор интервала управления тепловым состоянием доменной печи	49
3.1.2. Определение характеристик тренда уровня расплава доменной печи	52
3.1.3. Прогнозирование тренда уровня расплава доменной печи	54
3.2. Структура и алгоритм работы адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи с прогнозированием	56
3.2.1. Структура системы управления тепловым состоянием доменной печи	56
3.2.2. Локальная САУ с самонастраивающимся регулятором и прогнозирующей моделью	58

3.2.3. Локальная адаптивная САУ с ПИД-регулятором и прогнозирующей моделью	61
3.3. Оценка качества адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи	63
ГЛАВА 4. ТЕХНИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АДАПТИВНОЙ САУ ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ	66
4.1. Техническая реализация САУ тепловым состоянием доменной печи	66
4.1.1. Оценка тренда уровня расплава доменной печи	66
4.1.2. Реализация адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи	73
4.2. Экспериментальные исследования	75
4.2.1. Идентификация теплового состояния	75
4.2.2. Прогнозирование теплового состояния	78
4.2.3. Управление тепловым состоянием доменной печи	80
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	85
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	87

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ

АКАР – аналитическое конструирование агрегированных регуляторов
АКОР – аналитическое конструирование оптимальных регуляторов
АСУ – автоматизированная система управления
АСУ ТП – автоматизированная система управления технологическим процессом
АЧХ – амплитудно-частотная характеристика
АФА – адаптивный фильтр-аппроксиматор
БАС – беспойсковая адаптивная система
БИХ – бесконечная импульсная характеристика
ДВП – дискретное вейвлет преобразование
ДП – доменная печь
ДПР – доменный процесс
ДПФ - дискретное преобразование Фурье
КИХ – конечная импульсная характеристика
ОДВП – обратное дискретное вейвлет преобразование
НВ АФА – нейронный вейвлет адаптивный фильтр-аппроксиматор
НР – нейрорегулятор
НС – нейронная сеть
ОУ – объект управления
ПИД – пропорционально-интегрально-дифференциальный
САУ – система автоматического управления
САР – система автоматического регулирования
ТС – тепловое состояние
УР – уровень расплава
ФОР – функционал обобщенной работы
ФЧХ – фазо-частотная характеристика
Anfis – адаптивная нейронная система нечеткого вывода

ВВЕДЕНИЕ

Доменное производство занимает значительную часть в структуре потребления ресурсов металлургических переделов, поэтому актуальным является проведение исследований с целью снижения расходов на производство чугуна путем повышения качества его систем автоматического управления (САУ).

С позиций управления доменный процесс является сложным объектом управления (ОУ), имеющим нелинейные зависимости, нестационарные параметры, зависимые (многосвязные) переменные, высокий уровень помех, а также значительную инерционность и время запаздывания.

При этом, одним из важных направлений является совершенствование САУ тепловым состоянием доменной печи, поскольку эта система создает условия, при которых наблюдается рациональное соотношение процессов прямого и косвенного восстановления железа, что позволяет достичь экономичности доменного процесса за счет уменьшения расхода энергоносителей и увеличения производительности печи.

Разработке таких систем управления посвящены исследования ученых В.И. Большакова, Г.М. Глинкова, Г.Г. Грабовского, В.С. Егорова, Ю.В. Каганова, В.Х. Кацмана, Б.И. Китаева, М.Д. Климовицкого, В.Р. Ксендзовского, В.И. Набоки, Н.А. Спирина, А.К. Тараканова, И.Г. Товаровского, и многих других.

Для автоматического управления сложными ОУ наиболее эффективными являются адаптивные системы, использующие текущую информацию о процессе для его управления. Это позволяет повысить качество управления в условиях помех. В таких системах стратегия управления основана на включении математической модели объекта в контур управления и определении управляющих воздействий в реальном времени по прогнозу результатов процесса.

Для реализации адаптивных систем управления необходимо наличие адекватных прогнозирующих моделей. Это вызывает необходимость использования малозатратных и эффективных средств оценивания и идентификации, для чего наиболее перспективным является использование методов систем искусственного интеллекта, в частности, нейронных сетей и систем с нечеткой логикой, которые способны к обучению и являются универсальными и эффективными аппроксиматорами.

Таким образом, обоснование и разработка методов и алгоритмов синтеза управления в процессе функционирования САУ тепловым состоянием доменной печи, учитывающих стохастичность его переменных и использующих адаптацию прогнозирующих моделей для компенсации запаздываний и нестационарности параметров, являются актуальными.

В *первой главе* выполнен анализ существующих систем автоматического управления доменной печью и методов контроля, прогнозирования и управления сложными технологическими объектами. В результате установлено, что одним из важных направлений является совершенствование САУ ТС ДП,

поскольку эта система создает условия, при которых наблюдается рациональное соотношение процессов прямого и косвенного восстановления железа, что позволяет достичь экономичности ДПР. На основе этого сформулированы основные задания исследований.

Вторая глава посвящена обоснованию принципов построения САУ ТС ДП, выбору критерия управления, а также обоснованию методов оценивания, идентификации и прогнозирования ТС ДП. В результате исследований установлено, что предпочтительным для повышения качества управления ТС ДП является использование безпоисковых систем непрямого адаптивного управления с идентификацией ОУ с помощью обучения нейросетевых прогнозирующих моделей. Выбранный критерий управления ТС ДП позволяет путем стабилизации усредненного значения УР обеспечить стабилизацию качества чугуна на выпуске.

Третья глава посвящена разработке адаптивной САУ ТС ДП с интеллектуальным прогнозированием. В процессе идентификации ОУ на основе экспериментальных данных определены статистические характеристики выпусков чугуна, выбран интервал управления, а также определены характеристики процесса, который порождает средние значения УР. Исследовано качество управления предложенной САУ ТС ДП, состоящей из двух локальных адаптивных систем с самонастраивающимся и ПИД регуляторами, реализующими управление режимами дутья и загрузки ДП.

Четвертая глава посвящена технической реализации адаптивной САУ ТС ДП и экспериментальным исследованиям. Определено, что при выделении среднего значения УР с помощью вейвлет ФНЧ фазовый сдвиг между сигналом УР и его средним значением отсутствует. Кроме того, вейвлет ФНЧ по сравнению с линейным цифровым ФНЧ имеет лучшие сглаживающие свойства и требует меньше вычислений. На основе экспериментальных данных выполнена идентификация ТС ДП, что позволило оценить точность прогнозирования показателей качества чугуна на выпуске, а также оценено снижение среднеквадратической ошибки управления САУ ТС ДП в условиях ДП-3 Мариупольского металлургического комбината.

ГЛАВА 1

АНАЛИЗ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ДОМЕННОЙ ПЕЧЬЮ

1.1. Технология доменного производства

Доменный процесс (ДП) – это процесс удаления кислорода из оксидов железа, содержащихся в агломерате, окатышах и железной руде, с последующим образованием чугуна – сплава железа с углеродом. Этот сложный физико-химический процесс протекает последовательно по всей высоте доменной печи (ДП) (рис. 1.1) в условиях встречного движения и взаимодействия двух потоков: нисходящего потока загружаемых сверху печи железосодержащих и флюсовых материалов, а также топлива (кокса) и восходящего потока газов. Скорости указанных потоков существенно отличаются друг от друга: материалы проходят через ДП за 6-8 час, а газовый поток за 3-4 с [1-5].

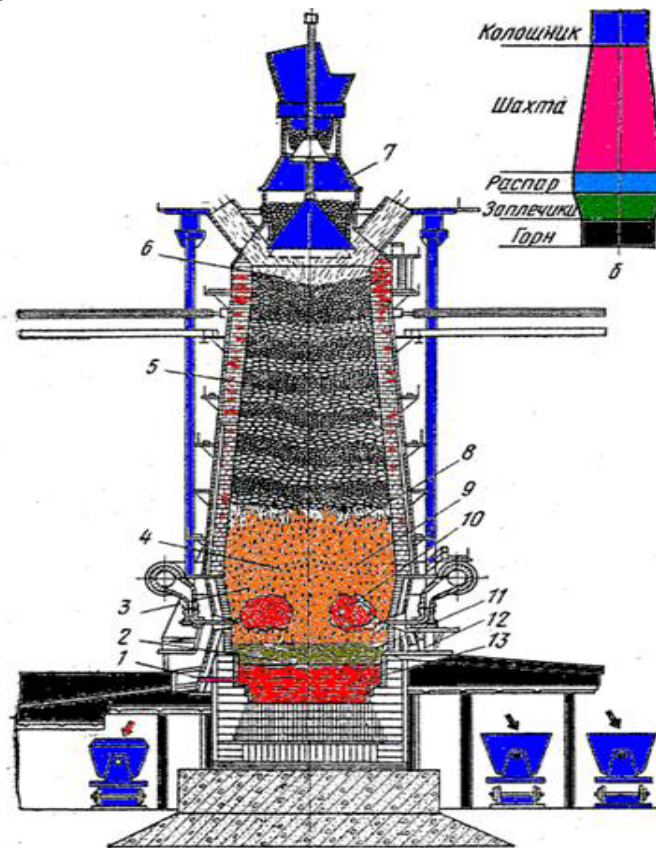


Рис. 1.1. Конструкция доменной печи

На рис. 1.1 приняты следующие обозначения: 1-чугунная летка, 2-горн, 3-заплевники, 4-распар, 5-шахта, 6-колошник, 7-засыпной аппарат, 8-горизонт образования чугуна, 9-горизонт образования шлака, 10-зона горения кокса, 11-слой шлака, 12-шлаковая летка, 13-расплавленный чугун.

Рудная часть шихты современных печей состоит из офлюсованного агломерата, окатышей, рудных добавок (железной и марганцевой руды), металлодобавок; в качестве флюса используется известняк, а топливом служит кокс. В результате ДПР получают основные продукты плавки – чугуны, шлак, а также побочные – колошниковый (доменный) газ и колошниковая пыль.

Снизу в ДП воздуходувными машинами через воздушные фурмы подается дутье. Подготовка дутья к вводу в рабочее пространство заключается в сжатии его до давления 0,4 МПа, нагреве до температуры 1150-1200 °С, обогащении кислородом и увлажнении паром. Обычно в ДП применяется комбинированное дутье, включающее подачу природного газа или угольной пыли [1, 4, 6-12].

За счет кислорода, содержащегося в дутье, в окислительной зоне вблизи фурм происходит горение кокса и образуется оксид углерода, восстанавливающий на своем пути вверх железо из его оксидов (прямое восстановление).

По примерно такой же схеме (но с образованием железа и водяного пара) происходит восстановление железа водородом, содержащимся в печных газах и являющимся продуктом диссоциации влаги шихты и кокса или водяного пара, вдуваемого в печь. Восстановление, продуктом которого является CO_2 или H_2O , а в качестве восстановителя используется газ CO или H_2 , называют косвенным.

Прямое восстановление протекает с поглощением тепла. Выше области прямого восстановления (вплоть до колошника) образующийся газ попадает в область, где проходят реакции косвенного восстановления. Максимальная температура (около 2000 °С) наблюдается у фурм, где идет горение топлива. Для экономичной работы ДП необходимо сочетание процессов прямого и косвенного восстановления, которое зависит от распределения температур по высоте и окружности печи [3, 4, 13].

ДП принадлежат к энерго- и материалоемким объектам. Тенденция развития основных металлургических агрегатов характеризуется увеличением их емкости и мощности. Освоены ДП объемом 2700, 3200 и 5000 м³, которые являются потребителями значительного количества сырья и энергии. Например, в крупных ДП на производство 1 т чугуна расходуется от 420 до 500 кг твердого топлива, которое включает кокс и углеродсодержащие добавки (антрацит и коксовый орех), до 50-60 м³ природного газа, а также доменный газ, электроэнергию, пар, дутье [14, 19].

В структуре потребления энергоресурсов металлургических переделов аглодоменное производство занимает более 60 % [1], поэтому важными задачами металлургического производства и науки являются [2, 6, 7], в частности, повышение производительности и снижение энергозатрат (в Украине они выше в 1,2-1,7 раза, чем в передовых странах) путем создания и внедрения новых технологий, оборудования, систем автоматического управления (САУ) и АСУТП.

Основными задачами совершенствования технологии доменного производства является повышение эффективности выплавки чугуна путем увеличения удельной производительности, снижения энергозатрат, получения высококачественного чугуна, уменьшения трудовых и материальных затрат производства, обеспечение существенного уменьшения вредных выбросов в окружающую среду [4, 6].

Большая материало- и энергоемкость доменного производства предопределяет возможность значительных экономических эффектов, связанных с увеличением производительности, уменьшением расходов сырья и энергии, улучшением качества готовой продукции при внедрении совершенных систем автоматизации. Например, экономия 1% всех видов энергии на крупном металлургическом заводе равноценна дополнительной добыче 70 тыс. т условного топлива [20].

Основными факторами, определяющими тепловое состояние (ТС) печи, являются изменение физических свойств или восстановимости шихтовых материалов, а также изменение распределения газового потока, приводящие к изменению степени развития прямого восстановления железа, что вызывает сдвиг теплового состояния в нижней части печи и, как следствие, изменение степени восстановления трудновосстановимых элементов, особенно кремния. Эти факторы значительно изменяются во времени. Основной причиной нарушения теплового равновесия является нарушение тепловой и восстановительной работы газового потока, которое меняет соотношение прямого и косвенного восстановления железа.

Современная теория ДП рассматривает ТС ДП в рамках теории теплообмена. Тепловое состояние верхней зоны печи оценивается на основе анализа информации о температурах колошникового газа, в общем, и в свечевых газоходах, показаниям периферийных термопар, составу колошникового газа, показаниям термопар термобалок, характеру распределения состава газов по радиусу печи.

Тепловое состояние нижней зоны ДП определяет температуру и химический состав продуктов плавки. Чувствительным к нагреву горна печи является как температура продуктов плавки, так и содержание в чугуне кремния, марганца и серы. С увеличением нагрева печи наблюдается возрастание содержания кремния и марганца в чугуне и снижение содержания в нем серы.

Основными причинами нарушений ТС ДП являются несоответствие рудной нагрузки качеству железорудного сырья и дутьевым параметрам плавки, нарушение распределения материалов и газов по радиусу печи и неисправность оборудования.

При похолодании доменной плавки необходимо:

1. Увеличить температуру горячего дутья.
2. Уменьшить влажность дутья, а при резком похолодании плавки прекратить увлажнение дутья вообще.

3. Уменьшить расход природного газа и технологического кислорода с расчетом выхода на теоретические температуры горения не выше 2200 °С.

4. Уменьшить рудную нагрузку путем добавки кокса в подачу.

Причины излишнего нагрева печи связан с сокращением расхода тепла в сравнении с его приходом в печь. Это может быть связано с улучшением степени использования тепловой энергии газового потока в печи, изменением состава, химических и физических свойств компонентов шихты и т.п. Отклонение доменной плавки в сторону разогрева менее опасно, чем похолодание. При этом уменьшается производительность ДП, меняется распределение температур по высоте столба шихты, имеет место изменение горизонта шлакообразования.

При разогреве плавки необходимо увеличить рудную нагрузку.

Таким образом, регулирование ТС ДП является одной из основных задач ведения ДПР, т.к. ТС непосредственно определяет главный показатель экономичности процесса – расход кокса, косвенно производительность печи и состав выплавляемого чугуна.

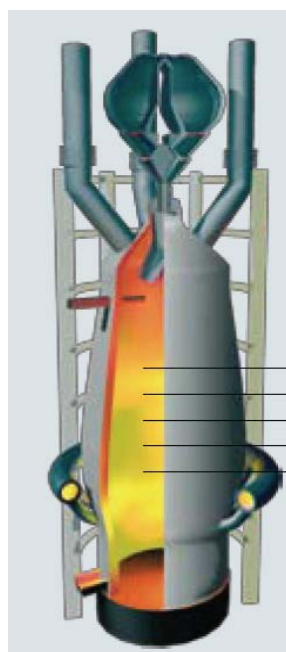
1.2. Анализ существующих систем управления доменной печью

1.2.1. Доменная печь как объект управления.

Главной целью автоматизации ДПР является выплавка максимального количества чугуна заданного качества (химического состава) при наилучших технико-экономических показателях [20-28].

Основными возмущающими воздействиями, нарушающими ход ДПР, являются изменения качества загружаемых материалов – их гранулометрического и химико-минералогического состава, что приводит к изменению распределения газового потока по сечениям печи, теплового состояния (ТС) печи, степени использования тепловой и химической энергии газового потока [27-30].

К основным управляющим воздействиям относятся параметры режима загрузки – управление «сверху» (рис. 1.2): рудная нагрузка (отношение массы агломерата и руды к массе кокса), последовательность загрузки материалов и распределение их по сечению колошника, а также режима дутья – управление «снизу» (см. рис. 1.2): расход, температура и влажность воздушного дутья, расход кислорода, пара, природного газа или пылеугольного топлива, добавляемых в дутье [27-35].



Управление «сверху» (режим загрузки):

- рудная нагрузка (содержание кокса);
- последовательность загрузки;
- распределение материалов по сечению.

Управление «снизу» (режим дутья):

- расход, температура и влажность дутья;
- расход кислорода, пара, природного газа (угольной пыли).

Рис. 1.2. Управление доменным процессом «сверху» и «снизу»

Выходными величинами ДП как объекта управления (ОУ) являются производительность печи, экономическая эффективность ее работы, качество чугуна. Производительность оценивается по выплавке чугуна (т/сут), экономическая эффективность – по расходу кокса на единицу выплавляемого чугуна [36, 37]. Качество чугуна определяется заданным химическим составом чугуна.

ДПР принадлежит к системам с распределенными параметрами, физические характеристики которых (температура, масса, тепловые потоки, теплоемкость, теплопроводность и т. п.) распределены в пространстве и не могут быть представлены усредненными значениями, отнесенными к одной точке пространства [38-46].

ДПР как ОУ описывается нелинейными уравнениями, которые характеризуют передачу тепла теплопроводностью, излучением (закон Стефана-Больцмана), массоперенос, а также совокупность этих явлений. Причем, процессы выплавки чугуна характеризуются нестационарными режимами при вариациях возмущений, а многие явления, происходящие в ДП, проявляются как случайные функции времени [47-49].

ДП и процесс плавки – объекты автоматизации с большой аккумулирующей способностью, значительными инерционностью и временем запаздывания. Например, при изменении состава шихты переходный процесс длится $(2-3)\tau_m$ ($\tau_m = 6-8$ час – время нахождения материалов в печи), а время запаздывания может достигать до 3-4 час. Изменение рудной нагрузки на кокс сказывается на ТС горна ДП только через 5-6 час, а при изменении параметров дутья переходный процесс продолжается $(1-2)\tau_m$ и запаздывание составляет до 30 мин [20, 27, 28, 50, 51].

Сложность и случайный характер явлений, протекающих в ДП, затрудняют аналитическое описание процесса, поэтому для его идентификации часто используются методы математической статистики и статистической динамики [49-55].

Динамические свойства ДПР, как правило, аппроксимируются передаточными функциями апериодического звена с запаздыванием [20, 27, 28, 51-60]:

$$W = \frac{k}{Tp + 1} \cdot e^{-p\tau}, \quad (1.1)$$

где k – коэффициент усиления; T – постоянная времени; τ – время запаздывания; p – оператор Лапласа. При этом значения параметров k , T , τ передаточной функции (1.1) зависят от значений возмущений и условий протекания ДПР, т.е. являются нестационарными.

Динамические характеристики по каналам стабилизации температуры, влажности, давления и т. д. существенно отличаются от характеристик по параметрам управления ТС, выходной координатой которого является химический состав чугуна на выпусках. Если для первых значения T и τ измеряются секундами и минутами, то для вторых – часами [20, 27, 28]. Например, по каналу «изменение содержания кремния в чугуне на выпуске – изменение расхода кокса в подаче» параметры аппроксимирующего апериодического звена первого порядка с запаздыванием для ДП объемом 2700 м³ составляют: $T = 5,3$ час и $\tau = 4$ час [20].

Динамические свойства объектов отражаются автокорреляционными и взаимокорреляционными функциями различных параметров процесса, время затухания которых составляет в среднем около 400 мин [20]. При этом, например, коэффициент взаимной корреляции между рудной нагрузкой на кокс и содержанием кремния в чугуне на выпусках из ДП достаточно высок и составляет около 0,7, а эквивалентное время запаздывания – около 10 час [20].

Обобщенно с позиций управления ДПР можно классифицировать, как сложный ОУ, имеющий нелинейные зависимости, нестационарные параметры, зависимые (многосвязные) переменные, высокий уровень помех, а также значительную инерционность и время запаздывания.

Характерной особенностью доменного производства является необходимость поддержания практически постоянными производительности печи и химического состава чугуна. Такое постоянство требует стабилизации как параметров загрузки, так и дутьевого режима [61, 62].

При этом, большая инерционность и запаздывание ДПР усложняет управление ним (особенно «сверху») и требует использования всей возможной информации о ходе ДПР для прогнозирования ТС и других параметров. Управление «сверху» обычно используют для увеличения нагрева в ДП, а «снизу» – для уменьшения нагрева. При управлении «сверху» наиболее существенное воздействие на ТС печи оказывает расход загружаемого в печь кокса и его влажность. Большое значение играет гранулометрический состав шихты и распределение шихтовых материалов по сечению шахты ДП. Так, во

избежание чрезмерного развития периферийного газового потока газопроницаемость периферийной части столба материалов должна быть ниже осевой, поэтому в периферийную часть должно быть направлено большее количество рудной части шихты [61, 62].

1.2.2. Системы контроля, диагностики и прогнозирования состояния доменной печи.

Трудности при разработке САУ ДПР возникают из-за отсутствия первичных датчиков информации (химического состава чугуна и шлака, распределения газов по радиусу печи и др.) и отсутствия возможности непосредственных измерений.

При этом также имеются значительные трудности автоматического контроля основных параметров, которые обусловлены высокими температурами и химической агрессивностью сред, принимающих участие в технологическом процессе.

На современных ДП автоматически контролируются параметры [63-66]:

1) шихты и процесса ее загрузки: химический состав шихты, фракций <5 мм; влажность кокса; содержание серы в коксе; скорость опускания шихты; масса рудных компонентов и добавок в подаче; загрузка печи по заданной программе; профиль и уровень засыпи шихты;

2) комбинированного дутья: расход и давление холодного и горячего дутья; температура и влажность горячего дутья; содержание кислорода в дутье; расход природного газа и кислорода на печь; соотношение между природным газом и кислородом дутья; распределение природного газа (пылеугольной смеси) по фурмам;

3) ДПР и продуктов плавки: содержание CO , CO_2 и H_2 в колошниковом газе и в газе по радиусу печи под уровнем засыпи; температура и давление колошникового газа; перепады давления по высоте печи; химический состав чугуна и шлака, их температура и масса на выпуске;

Для определения сопротивления столба шихты в печи, прогнозирования нарушения схода материалов, выявления зон с повышенным сопротивлением газовому потоку измеряют давление холодного и горячего дутья в кольцевом воздухопроводе, разность давлений между кольцевым воздухопроводом и шахтой печи, кольцевым воздухопроводом и колошником, шахтой и колошником [20, 28].

Автоматический контроль уровня поверхности засыпи шихты является важным фактором для разработки систем стабилизации шихтового режима. Уровень поверхности шихты в промежутках между загрузкой очередных подач опускается примерно на 0,5 – 1,0 м. Уровень засыпи автоматически измеряется механическими или радиометрическими уровнемерами [27, 28, 67, 68].

Контроль профиля поверхности засыпи необходим для определения ее равномерности по диаметру колошника, перекосов поверхности и одностороннего схода шихты. Для замера профиля засыпи используются в последнее время профилемеры, основанные на радиолокационном способе измерения [76].

Для оценки ТС низа печи и хода всего процесса на современных печах внедрены информационно-измерительные системы непрерывного контроля температуры чугуна на выпуске. В основу системы положен бесконтактный способ измерения температуры расплавов с помощью дихроматических датчиков (пирометров излучения). Датчик визируется непосредственно на струю чугуна. Относительная погрешность измерения $\pm 1\%$. Контроль температуры чугуна и шлака также осуществляется термопарами, погружаемыми в чугунные и шлаковые желоба соответственно [27].

Для измерения температуры горячего дутья используются пирометрические преобразователи агрегатированного комплекса АПИР-С, которые визируются непосредственно на внутреннюю поверхность воздухопровода через канал в футеровке. Погрешность измерения не превышает $\pm 25^\circ\text{C}$ [28].

Получение рабочей информации о ходе технологического процесса из внутренних областей ДП практически невозможно. Поэтому для контроля за ходом процесса и управления используются косвенные показатели, отражающие состояние отдельных участков (зон) ДП. Часть рабочей информации поступает нерегулярно и со значительным опозданием (анализ химического состава сырья и продуктов плавки), часть информации отражает прошлое состояние процесса (температура чугуна и шлака, содержание кремния в чугуне).

Недостаточность и запаздывание информации затрудняют управление процессом плавки. Для решения этих проблем разрабатываются и внедряются системы диагностики состояния элементов конструкции ДП, ее ТС, химического состава чугуна в горне ДП и др. [67-76].

Кроме того, для компенсации запаздывания поступающей информации получили распространение статистические методы прогнозирования технологических переменных, включая прогнозирование в реальном масштабе времени [77, 78].

Таким образом, имеющиеся трудности контроля ДПР (агрессивная среда, невозможность доступа внутрь ДП, нерегулярность и запаздывание поступающей информации) устраняются путем разработки соответствующих датчиков, косвенных методов контроля, систем диагностики и прогнозирования.

1.2.3. Системы управления режимами работы доменной печи.

Для решения задачи комплексной автоматизации доменного производства используются САУ шихтовкой и шихтоподачей, ТС ДП и ходом печи (распределением газового потока по сечению шахты ДП и скоростью схода шихты) [79-88].

Координация работы этих САУ осуществляется в рамках АСУ ТП. При этом САУ отдельными режимами работы ДП (подсистемы комплексного управления) имеют на входе информацию, характеризующую соответствующий режим, а выходами систем являются управления

датчиками локальных систем стабилизации, контролирующими данный комплекс параметров [20, 27, 28].

САУ шихтовкой и шихтоподачей предназначена для: управления темпом загрузки ДП; корректировки доз шихтовых материалов по их химическому составу и влажности кокса; расчета доменной шихты с учетом динамики ДПР; учета расхода шихтовых материалов, что позволяет повысить производительность ДП на 1,3 % [89-91]. Решение задач управления шихтовкой и шихтоподачей приводит к стабилизации рудной нагрузки, что существенно упрощает работу САУ ТС по стабилизации содержания кремния в чугуна, а это создает условия для экономии топлива.

В среднем САУ ТС обеспечивает повышение производительности печи на 2,8% и экономию кокса 2,5% со сроком окупаемости меньше года [89, 93].

САУ хода печи обеспечивает рациональное распределение газового потока по сечению шахты ДП, что способствует ровному сходу шихты за счет более полного использования химической и физической энергии газа в печи. Внедрение такой системы повышает производительность печи на 4,8% и дает экономию кокса 4,6% [89, 93, 94].

В настоящее время наиболее актуальным является усовершенствование САУ ТС ДП, поскольку задачей ее управления является создание условий, при которых приход тепла соответствует необходимому расходу и наблюдается рациональное соотношение процессов прямого и косвенного восстановления железа. При таких условиях достигается уменьшение расхода кокса, а также увеличение производительности печи при необходимом химическом составе чугуна [20, 27].

ТС – это количество тепла необходимое для нагрева чугуна до заданной температуры для восстановления заданного количества кремния и серы (как трудновосстанавливаемых из их оксидов) с целью рационального ведения ДПР. На ТС ДП влияют: химический, гранулометрический состав и физические свойства шихтовых материалов; качество кокса, соблюдение графика выпусков продуктов плавки и, как следствие, стабильность уровня расплава жидких продуктов плавки в горне ДП.

ТС печи оценивают по содержанию кремния и серы в чугуна, составу и физическим свойствам шлака, их температуре на выпуске, яркости свечения фурменных очагов. Тепловая работа печи может быть оценена и вычислением теплового к.п.д. печи и коэффициента использования углерода в печи [95]. Поэтому выбор критерия и алгоритма управления ТС является самостоятельной актуальной задачей.

Управление ТС печи осуществляется путем изменения рудной нагрузки и параметров дутья (влажности, температуры и расхода, подачи природного газа и кислорода). Эффективное управление ТС требует контроля непрерывно изменяющейся восстановительной и тепловой работы газа, оценки тенденций изменения восстановительной и тепловой работ газа и подачи управляющих воздействий.

Сложность ДПР, трудность и невозможность контроля многих его параметров, требуют использования для управления математических моделей [96-99].

Разработанные алгоритмы автоматического управления ТС ДП главным образом основаны на материальных и тепловых балансах и учитывают с определенной степенью полноты отдельные стороны технологического процесса.

Можно выделить следующие основные направления работ по автоматизации управления ТС ДП [100-105]:

1. Создание математических моделей ДПР и алгоритмов управления ТС печи на основе материального и теплового балансов.

2. Разработка алгоритмов управления на основе анализа тенденций изменения некоторых параметров, характеризующих ТС печи.

3. Разработка методов оценки ТС печи по характеру температурного поля в шахте печи.

4. Прогнозирование ТС печи (например, по содержанию кремния в чугуне на очередном выпуске) методами математической статистики и статистической динамики.

5. Разработка математических динамических моделей ДПР на основе уравнения процессов тепло- и массопереноса, протекающих в различных участках печи.

Экспериментальная проверка САУ, реализующей балансный метод показала, что он удовлетворительно работает только в стационарном режиме, так как не учитывает динамики процесса, изменения соотношения процессов прямого и непрямого восстановления, нарушения распределения газового потока и т. д. [104, 105].

Состав колошникового газа (при высоком метрологическом обеспечении) достаточно полно и без запаздывания отражает процессы, протекающие в ДП, поэтому соответствующими расчетами можно составить представление о ходе этих процессов [103]. Исследования такого алгоритма на ДП показали, что он лишь качественно отражает тепловое состояние печи, поскольку коэффициент корреляции между показателями алгоритма и содержанием кремния в чугуне на очередном выпуске весьма мал (от 0,209 до 0,324).

Алгоритм управления ТС по состоянию различных зон по высоте печи [102] основан на определении тенденций изменения восстановительной и тепловой работы ДП, определяемых по приращению контролируемых параметров.

Входными параметрами являются значения содержания CO_2 , CO и природного газа, поступающих в печь, влажность дутья, масса компонентов шихты в подаче, химический состав агломерата и окатышей, влажность кокса, скорость опускания шихты и химический состав чугуна на выпуске. А управляющими воздействиями служат изменение массы кокса в подаче, температуры или влажности дутья.

В работах [103] предложены математические модели тепловых процессов на основании кинетических и физических представлений о процессах тепло- и массообмена, протекающих в различных областях печи. Модели представляют собой системы интегрально-дифференциальных уравнений, описывающих различные свойства ДПР. Однако сложность явлений и нестационарность режима работы печи вызвали необходимость адаптации коэффициентов этих математических моделей в реальном времени.

Предложены также чисто статистические методы прогнозирования теплового состояния печи по содержанию кремния в чугуна на очередных выпусках [77, 78]. В качестве одного или нескольких независимых параметров в уравнение включаются значения прогнозируемого параметра на одном или нескольких предыдущих выпусках, что повышает точность прогноза.

Например, с целью увеличения производительности ДП, повышения качества и снижения себестоимости выплавляемого чугуна, а также для повышения надежности функционирования на ПАО «АрселорМиттал Кривой Рог» была внедрена АСУ ТП ДП № 8 (рис. 1.3) [109] на базе комплекса технических средств фирмы Siemens.

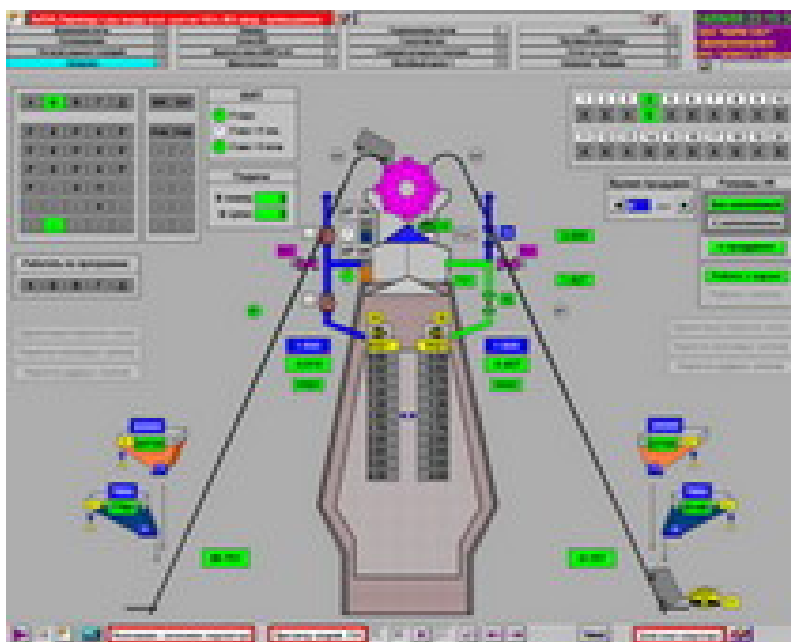


Рис. 1.3. Интерфейс АСУ ТП ДП № 8 ПАО «АрселорМиттал Кривой Рог»

Внедренная АСУ ТП охватывает 1400 единиц информационных и 6500 единиц управляющих сигналов, по объему автоматизации ДП № 8 превосходит печи №№ 5-7 вместе взятые.

АСУ ТП ДП № 8 является универсальным инструментом для повышения точности дозирования шихтовых компонентов, совершенствования работы системы охлаждения печи, снижения отрицательного воздействия технологического процесса на окружающую среду, а также для повышения

качества и надежности управления электро-, гидро- и пневмоприводов механизмов комплекса.

К недостаткам этой АСУ следует отнести отсутствие в ней контура управления ТС печи.

Мировым лидером в области автоматизации ДПП является фирма Siemens [106]. Ею разработана система оптимизации VAiron (рис. 1.4) для обеспечения высокой производительности и эффективности работы ДП.



Рис. 1.4. Структура системы оптимизации VAiron

Это система функционирует на основе математических моделей процесса с использованием искусственного интеллекта в экспертной системе поддержки принятия решений.

Система VAiron, в частности, обеспечивает:

- распределение и регулирование шихты;
- мониторинг работы печи;
- моделирование состояния шахты печи;
- управление выпуском чугуна;
- прогнозирование содержания кремния и температуры.

Использование системы позволяет:

- снизить производственные затраты, повысить производительность и оптимизировать показатели работы ДП;
- снизить отклонения содержания кремния и температуры чугуна.

Срок окупаемости системы VAiron не превышает 6 месяцев.

Недостатком данной системы также является отсутствие в ней автоматического управления ТС печи.

1.3. Анализ методов контроля, прогнозирования и управления сложными технологическими объектами

Ведущая концепция современной теории автоматического управления [110] заключается в достижении главной конечной цели на каждом этапе функционирования системы, которая требует полного использования имеющейся априорной информации в виде моделей этого ОУ в реальном масштабе времени [110-112] путем:

- оценивания (фильтрации) динамических процессов в ОУ;
- идентификации модели ОУ;
- синтезе управления на каждом этапе функционирования системы;
- адаптации (настройке управления при неполной информации).

Кроме того, для сложных, нелинейных ОУ активно развиваются интеллектуальные методы управления, которые рассматривают ОУ не как абсолютно известную точку в пространстве признаков, а лишь как некоторую информацию о ней, что реализуется с помощью методов систем искусственного интеллекта [113-115].

Препятствиями на пути повышения эффективности внедрения систем автоматизации ДПР являются: недостаточная номенклатура автоматических средств оперативного контроля технологических переменных; нерегулярность и задержки поступления необходимой информации; невозможность прямых измерений некоторых характеристик [20, 27].

Проблема оперативности контроля в рамках систем автоматизации может быть решена путем прогнозирования (на необходимый интервал упреждения) значений технологических переменных по их измеренным в прошлом значениям, что осуществляется с помощью прогнозирующих фильтров [116-120].

В классической постановке Колмогорова-Винера [116] осуществляется оптимальное (в смысле минимума ошибки) выделение полезного сигнала $s(t)$ из входного сигнала $y(t)$ на фоне шума $n(t)$, то есть входной сигнал имеет вид:

$$y(t) = s(t) + n(t). \quad (1.2)$$

Целью прогнозирования является получения оценки будущего значения сигнала

$$\hat{y}(t) = s(t + \Delta t), \quad (1.3)$$

где Δt – интервал упреждения.

Фильтрами называются устройства (алгоритмы), что реализуют выражения (1.2) и (1.3) при $\Delta t = 0$. При $\Delta t > 0$ и $n(t) \equiv 0$ устройства называются упредителями, а при $\Delta t > 0$ и $n(t) \neq 0$ – прогнозирующими фильтрами [116].

Фильтр Колмогорова-Винера является оптимальным для оценки стационарного сигнала. Калманом и Бьюси в 1960 г. был применен метод дифференциальных уравнений, для которого условие стационарности сигнала и помехи не является обязательным [118]. Дэвид Габор в 1962 г. предложил алгоритмы по созданию адаптивного самонастраивающегося фильтра. Если процесс эргодичный, то в ходе обучения прогнозирующий фильтр Габора воссоздает все статистические характеристики процесса [116, 117, 121].

Решение задачи прогнозирования состоит в интерполяции временного ряда (с помощью аппроксимирующих функций) и экстраполяции значений ряда на будущее по его предыдущим значениям (например, для стационарного процесса экстраполяция должна учитывать постоянство статистических моментов временного ряда, а для нестационарных – развитие его тренда во времени) с целью обеспечения выбранного критерия качества.

Для реализации систем оценивания и идентификации ОУ, как правило, используются адаптивные фильтры-аппроксиматоры (АФА) [119], которые реализуют рекурсивные и нерекурсивные связи, а также применяют преобразование сигналов. В них процесс адаптации включает оценивание искомого выхода фильтра и корректирование его параметров по значению выходной ошибки.

Методы систем искусственного интеллекта, в частности, нейронные сети (НС) и системы нечеткой логики, которые являются универсальными и эффективными аппроксиматорами [122-126], позволяют строить на их основе фильтры, эффективные для прогнозирования и аппроксимации нелинейных стохастических процессов, в частности, для прогнозирования технологических переменных ДПР.

Одной из основных проблем, которые возникают при создании САУ сложными ОУ является проектирование и реализация регуляторов, обеспечивающих высокое качество функционирования сложных процессов. При этом главным заданием является синтез автоматических регуляторов, которые могли бы гарантировать асимптотическую устойчивость замкнутых систем и удовлетворить определенной совокупности инженерных требований к свойствам САУ в переходных процессах и постоянных режимах работы, а также к их технико-экономическим показателям.

Большинство САУ строятся на аналитическом описании ОУ в пространстве признаков («классический» подход). На практике же типичными является ОУ, которые плохо формализуются, с малоизвестными или переменными свойствами, для которых этот подход не является эффективным.

Со второй половины XX века активно развивается «неклассический» подход в теории управления, который пытается воспроизвести принципы естественных систем управления – нервных систем живых организмов, реализующих универсальные принципы обработки эмпирической информации и эффективные поисковые алгоритмы адаптации [115, 127-130].

Использование искусственных НС позволяет решать задачи управления нелинейными ОУ путем создания адаптивных САУ с обучаемым нейрорегулятором. При их адаптации используется информация о состоянии и характеристиках САУ, которая необходима для синтеза управления в условиях неопределенности. То есть адаптация тождественна оптимизации в условиях недостаточной информации [128].

К преимуществам использования нейрорегуляторов относят их высокую эффективность для управления нелинейными нестационарными ОУ в отраслях промышленности, где накоплены большие базы данных, а также – для

управления многомерными и многосвязными ОУ с возмущаемой средой функционирования.

Главные проблемы при создании систем с нейрорегуляторами – это обоснование содержания и объема информации для обучения, а также выбор структуры регулятора и условий существования устойчивых решений [129].

При этом, адаптивные САУ позволяют сократить сроки проектирования, настройки и испытаний, а также обеспечить эффективное управление в условиях возмущений и неконтролируемых изменений свойств ОУ [110, 112, 130].

Для параметрической адаптации широко используют градиентные алгоритмы [110, 131]. Их идея заключается в том, что скорость изменения адаптируемых параметров пропорциональна градиенту выбранного критерия управления (функционала) в пространстве этих параметров.

НС – это алгоритмы, которые моделируют биологические процессы, ассоциируемые с процессами человеческого мозга [122, 124, 126, 132, 133]. Элементарным преобразователем в них является искусственный нейрон.

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. Далее сигнал Z преобразуется активационной функцией F в выходной нейронный сигнал: $Y = F(Z)$.

Для НС было доказано [134, 135], что если функция активации нелинейна, то можно так построить сеть связей и подобрать коэффициенты так, чтобы НС как угодно точно вычисляла любую непрерывную функцию от своих входов. Таким образом, НС являются универсальными и эффективными аппроксиматорами.

Архитектура многослойной НС прямого распространения состоит из последовательно соединенных слоев, где нейрон каждого слоя своими входами связан с нейронами предыдущего слоя, а выходами – следующего. Активационными функциями для таких нейронов служат линейные или нелинейные функции [122].

Обучаются НС с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, который является разновидностью градиентного спуска в пространстве весов, с целью минимизации суммарной ошибки сети.

К настоящему времени широкое распространение получили системы нечеткого вывода [122, 136-138]. Нечеткое подмножество отличается от обычного тем, что для элементов x из универсального множества нет однозначного ответа “да/нет” относительно некоторого свойства.

Преимуществами такого подхода является:

- формулировка задачи естественным языком;
- универсальность: согласно аппроксимационной теореме нечеткой логики любая математическая система может быть аппроксимирована системой, основанной на нечеткой логике;
- эффективность: доказана теорема, что для каждой непрерывной вещественной функции $g(x)$ и для произвольной погрешности $\epsilon > 0$ существует

нечеткая экспертная система, которая формирует исходную функцию $f(x)$ такую, что $\sup|g(x) - f(x)| < \epsilon$ [136].

Для устранения противоречивости в нечетких правилах, которые формулируются людьми-экспертами, было предложено [122] выполнять нечеткие системы адаптивными – корректируя, в процессе их работы правила и параметры функций принадлежности. Вариантом такой адаптации является метод гибридных НС.

Гибридная НС – это НС с четкими сигналами, весами W и активационной функцией, но с их объединением путем использования нечетких умножений, сложений (t -нормы, t -конормы) или других операций. Входы, выходы и веса гибридной НС – вещественные числа, которые принадлежат отрезку $[0,1]$. Примером гибридной НС является адаптивная нейронная система нечеткого вывода (Anfis – Adaptive neuro-fuzzy inference system) [122].

Обучение гибридной сети производится или с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, или комбинированным методом [122].

ГЛАВА 2

ОБОСНОВАНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ СОЗДАНИЯ САУ ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ

2.1. Обоснование принципов построения САУ тепловым состоянием доменной печи

Выполненный в разд. 1 анализ ДПР как ОУ показал, что он имеет [27, 28, 98] :

- большое количество зависимых переменных, что характеризует ДПР как многосвязный ОУ;
- сложный характер зависимостей вход-выход вследствие их нелинейности и пространственной распределенности;
- нестационарность статических и динамических характеристик;
- высокий уровень помех;
- большую инерционность и запаздывание.

Из особенностей этого процесса вытекает необходимость обоснования и разработки методов и алгоритмов синтеза управления в процессе функционирования САУ нелинейным динамическим ОУ, которые учитывают стохастичность его переменных и используют адаптацию прогнозирующих моделей для компенсации запаздываний, нестационарности параметров и возмущений в реальном масштабе времени. В целом это позволит повысить качество управления ТС ДП.

Известно [110], что использование математических моделей не только на стадии проектирования, но и в процессе функционирования систем, позволяет реализовать управление сложными технологическими процессами, поскольку проблема реализации адаптивных регуляторов такими ОУ определяется принципом наличия внутренней модели.

Традиционный путь создания системы управления включает этапы:

- формулирования критерия (функционала, цели) управления;
- разработки математической модели ОУ;
- синтеза законов (алгоритмов) управления;
- разработки алгоритмов адаптации законов управления по режимам функционирования ОУ;
- реализации полученных законов.

Такой подход приводит к сужению возможностей управляющих алгоритмов, потому что структура и параметры алгоритмов выбираются для конкретных условий, которые для ДПР являются нестационарными. Объединение же последних трех этапов позволяет создать на базе вычислительных средств управляющую систему, которая осуществляет синтез управляющих воздействий и их реализацию в процессе функционирования ОУ (объединенный синтез управления [110]).

Необходимость перехода к синтезу управления в процессе функционирования системы обусловлена тем, что разработчик САУ ДП не располагает информацией, достаточной для принятия решений во всех

ситуациях, которые могут иметь место при эксплуатации ДП. Кроме того, имеют место ограничения не только в отношении априорной и текущей информации, но и в отношении статистических характеристик различных шумов, возмущений и параметров. Экспериментальное же определение многомерных законов распределения вероятностей требует совершенно недопустимых затрат.

Пусть динамика ОУ описывается нелинейным разностным уравнением [139]:

$$x[k+1] = F\{x[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}; \quad k = \overline{k_j, k_{j+1}-1}, \quad j = \overline{0, 2, \dots}, \quad (2.1)$$

где F – обобщенная функция (алгоритм) преобразования; $x[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k]$ – векторы (матрицы) состояния процесса, его управления, возмущения, шумов и параметров до текущего времени k ; k_j, k_{j+1} – начальные такты последовательных этапов (циклов) управления.

Вектор состояния $x[k]$ имеет размерность m , а вектор управления $u[k]$ – размерность r . В общем случае вероятностная модель вектора возмущений $w[k]$ считается известной с точностью до параметров $a[k]$, которые имеют, как правило, гауссовское распределение, также, как и шум $\xi[k]$.

Управляющие воздействия, как правило, формируются на основе наблюдений переменных, которые описывают ОУ, а стратегия управления базируется на априорной информации о характеристиках ОУ, а также на предистории изменения входных и выходных переменных.

В данной постановке обобщенная структура системы управления представляется в виде рис. 2.1.

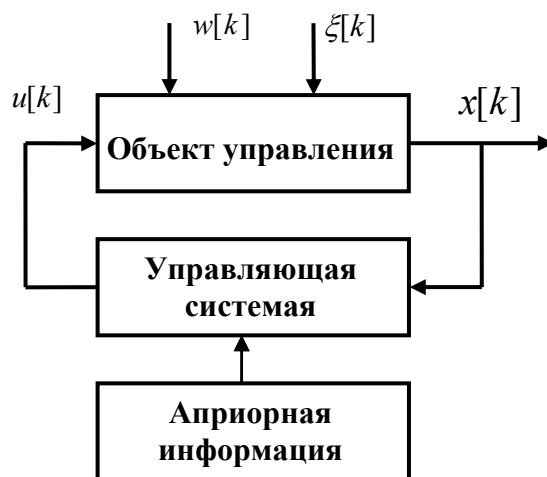


Рис. 2.1. Обобщенная структура системы управления

Для реализации высокого качества управления (например, запаса устойчивости), когда ОУ отличается от расчетного или его математическая модель неопределена применяются методы синтеза робастных регуляторов, которые обеспечивают малое изменение выхода замкнутой системы управления при малом изменении параметров ОУ [110].

Однако, в процессе функционирования робастной системы не используется для управления информация о неопределенностях в системе. Это приводит к тому, что такие системы консервативны, а их недостатками являются большая продолжительность переходных процессов и большие допустимые значения выходной координаты при действии помех.

Подобно робастной, адаптивная система управления также строится для ОУ, информация о которых или о влияниях на которые недостаточно известна. При этом процесс адаптации обеспечивается с помощью формирования в явном или неявном виде математической модели объекта или входного воздействия.

Адаптивные системы более универсальны, они позволяют сократить сроки проектирования, наладки и испытаний, обеспечить управление сложными ОУ [110].

Адаптивная постановка задачи управления предполагает ограниченность априорных знаний о математической модели ОУ, который представляется черным ящиком, подвергающимся неизвестным случайным воздействиям. Доступны только его входы и выходы. Цель управляющей системы состоит в том, чтобы в процессе функционирования определить закон управления, обеспечивающий желаемое поведение ОУ. Для решения этой задачи в дополнение к основному контуру в систему вводится контур адаптации (рис. 2.2).

Задача синтеза адаптивной системы управления формулируется как задача поиска управляющего вектора $u[k]$ в виде функции координат состояния $x[k]$, возмущений и помех, который обеспечивает асимптотический переход ОУ из произвольного начального состояния в желаемое конечное с заданными динамическими характеристиками движения. При этом параметры $a[k]$ (а иногда и структура F правой части (2.1)) могут неопределенным образом изменяться в некотором ограниченном диапазоне [140, 141].



Рис.2.2. Обобщенная структура адаптивной системы управления

Таким образом, основная особенность адаптивных систем управления – возможность получения информации в процессе функционирования и использование ее для управления. Более того, в адаптивных системах всегда используется априорная информация о неопределенности в системе. Это принципиальное отличие адаптивного подхода от робастного. За счет этого адаптивное управление обеспечивает более высокое качество управления при наличии помех.

Главной задачей при создании САУ является синтез автоматических регуляторов, которые могли бы гарантировать асимптотическую устойчивость замкнутых систем и удовлетворить определенной совокупности инженерных требований к свойствам САУ в переходных процессах и постоянных режимах, а также к их технико-экономическим показателям.

Поставленная выше задача – это задача синтеза регулятора, наилучшего в некотором смысле, которая решается с помощью теории аналитического конструирования оптимальных регуляторов (АКОР) Летова-Калмана [142, 143]. АКОР представляет собой процедуру синтеза закона управления ОУ аналитическим путем, исходя из требований к качеству переходного процесса в форме минимума некоторого избранного оптимизируемого функционала (критерия качества). При этом закон управления представляет собой совокупность обратных связей по соответствующим координатам ОУ (уравнение оптимального регулятора).

Синтез оптимальных регуляторов базируется на концепции Ляпунова возмущенного движения. При этом содержание задачи управления определяется как природой ОУ, так и видом критерия оптимальности, а эффективное решение задачи синтеза может быть достигнуто как применением методов вариационного исчисления, так и метода Беллмана [144].

Структура адаптивной оптимальной (АО) САУ (рис. 2.3) определяется принципом разделения (теоремой стохастической аппроксимации) [145], согласно которому оптимальная (для линейно-квадратичной задачи) или субоптимальная (для нелинейной задачи) система состоит из оптимальной (субоптимальной) подсистемы оценивания и идентификации, а также подсистемы оптимального управления, построенной для условий точного измерения вектора состояния и вектора параметров, но использующей оценки этих величин (выходные сигналы подсистемы оценивания и идентификации).

Управляемый процесс в условиях влияния возмущений w контролируется (наблюдается) с помощью первичных измерительных преобразователей (датчиков) с ошибками измерений ξ . Вектор сигналов наблюдения поступает в подсистему оценивания и идентификации, на выходе которой формируется оценка вектора состояния \hat{x} и оценка вектора параметров \hat{a} (параметрическая идентификация) математической модели управляемого процесса. Подсистема оптимального управления на основе модели управляемого процесса, текущей оценки вектора состояния и критерия оптимизации J (функционала) формирует оптимальное управление u_{opt} , которое влияет на управляемый процесс.

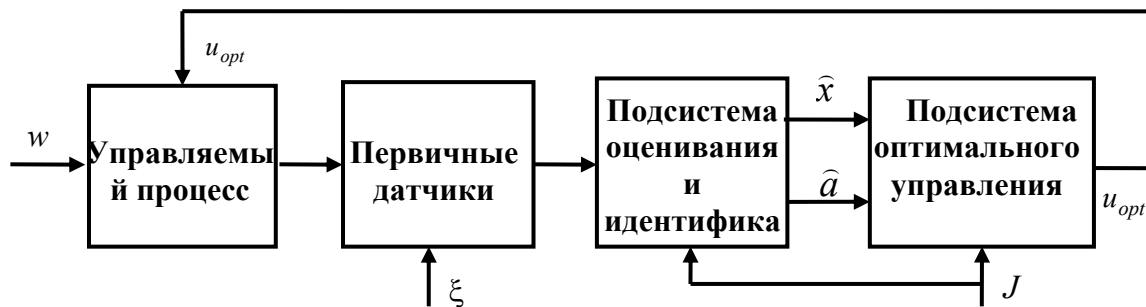


Рис. 2.3. Обобщенная структура АО САУ

При классической реализации такие дуальные системы представляют собой сочетание фильтра Калмана-Бьюси и оптимального регулятора.

Однако, в теории АКОР непосредственно не рассматриваются общепринятые в инженерной практике прямые показатели качества синтезированных систем, что является поводом для критики ее методов, основанных на постулировании квадратичных критериев качества и чрезмерной формализации процедур синтеза. То есть, нерешенная задача проектирования регуляторов по заданным первичным показателям качества была заменена другим, косвенно с ним связанным [114].

Синтез САУ нелинейными ОУ в отличие от линейных несравненно более сложный. Так для нелинейных ОУ структура законов оптимального управления неизвестна и поэтому их поиск с помощью теории АКОР является структурно-параметрическим методом синтеза нелинейных систем [110].

Синтез оптимального управления по АКОР сводится к решению уравнения Беллмана (Гамильтона-Якоби-Беллмана [144]), что для многомерных нелинейных ОУ встречает неразрешимые трудности, связанные с очень высокой размерностью множеств при численном решении таких уравнений (аналитические методы решений таких уравнений не разработаны).

Таким образом, непосредственное применение метода АКОР Летова-Калмана для синтеза оптимальных управлений нелинейными ОУ наталкивается на практически непреодолимые трудности определения структуры и параметров законов управления.

Развитием теории АКОР является принцип минимума обобщенной работы, разработанный академиком А.А. Красовским, согласно которому оптимизация управления осуществляется по функционалу обобщенной работы (ФОР) [110]. Этот функционал полуопределен за счет введения дополнительного члена, который зависит именно от оптимального управления.

Преимущество метода АКОР по ФОР заключается в том, что его функциональное уравнение, в отличие от АКОР по Летову-Калману, представляет собой линейное дифференциальное уравнение в частных производных, которое имеет принципиально более простые решения.

САУ, реализующие данный метод, получили название универсальных – в них используются адаптивные оптимальные алгоритмы, основанные на

автоматической идентификации управляемых процессов (идентификации посредством адаптивной прогнозирующей модели) [112].

Вместе с тем, недостатком этого метода является то, что синтез управления для многосвязных ОУ (процессов доменной плавки) является относительно громоздким.

Для таких ОУ более эффективным считается синергетический подход, который позволяет синтезировать единую САУ с иерархическим структурированием локальных систем (подсистем) [114].

Развитие нелинейной динамики и связанной с ней синергетики (теории неравновесных процессов) стало основой разработки принципиально новых подходов к синтезу управления нелинейными динамическими ОУ.

Применение идей синергетики в управлении состоит в целевой самоорганизации синтезированных систем управления, при которой цель – аттрактор (асимптотически устойчивое множество, желаемый режим работы) определяет самоуправление и направленную самоорганизацию нелинейного динамического процесса [114, 129].

Для применения синергетического подхода в САУ необходимо перейти от раздельного рассмотрения моделей ОУ и внешних сил (в виде управлений, заданий и возмущений) к расширенной постановке задачи, чтобы указанные силы стали внутренними взаимодействиями общей (замкнутой) системы. Для этого внешние воздействия представляют в виде информационных моделей, которые объединяют (агрегируют) в общую структуру расширенной системы. Тогда проблема управления формулируется как задача поиска законов взаимодействия в расширенной системе, где возникают процессы самоорганизации, то есть возникает конечное число аттракторов (принцип расширения-сжатия фазового пространства [114]).

Метод синтеза управления в такой постановке получил название аналитического конструирования агрегированных регуляторов (АКАР) [114]. Метод обеспечивает асимптотическую устойчивость системы без поиска решений нелинейных динамических уравнений ОУ. При этом оптимизируемый функционал является сопроводительной интегральной оценкой качества переходных процессов, по которому в САУ эффективно подавляются большие отклонения за возможно малое время и используется для стабилизации в режиме малых отклонений.

Синергетический синтез по методу АКАР определяет закон управления, который обеспечивает сближение состояния ОУ (2.1) с желаемым режимом работы (инвариантным многообразием) $F(x) = 0$ и последующее асимптотически устойчивое движение ОУ вдоль него к началу координат фазового пространства.

Необходимое и достаточное условие того, чтобы F было инвариантным многообразием является $\dot{F} = 0$. При таком управлении, если в условиях возмущений изображающая точка (выход системы) сходит с желаемого многообразия, то через асимптотическую устойчивость многообразия в целом точка вернется на него.

Особенность такого управления в том, что агрегированная переменная F задается (является целью управления). Функции F могут выбираться различным образом, но целесообразно выбирать их структуру идентичной правым частям уравнений ОУ (2.1), что приводит к безударным переходным процессам [113].

Таким образом, при использовании метода АКАР нелинейная динамика ОУ в пространстве состояний аппроксимируется линейной динамикой в пространстве макропеременных. А задача подбора макропеременной F сводится к задаче синтеза устойчивой однородной системы дифференциальных уравнений.

В методе АКАР синтез следующего уровня (нижнего, подчиненного) осуществляют с учетом уже синтезированной по своему критерию подсистемы предыдущего (верхнего) уровня. Для этого необходимо на следующих этапах использовать подсистемы управления и математические модели подобъекта управления предыдущего этапа. При этом метод АКАР позволяет осуществить последовательную оптимизацию по квадратичному критерию в режиме малых отклонений и по критерию быстродействия в режиме больших.

Недостатками методов АКАР и АКОР является необходимость точного знания (исследования) ОУ, что требует очень больших затрат на экспериментальные исследования по определению функций распределения, априорных и апостериорных вероятностей переменных ДПР, включая его возмущения и шумы.

Кроме того, эти методы относительно сложны в реализации, ориентированы на использование на этапе проектирования САУ и при наличии значительных запаздываний в ОУ возникают проблемы устойчивости систем, замкнутых синтезированным управлением.

«Классические» САУ построены на аналитическом описании ОУ в пространстве признаков. На практике же типичными являются плохо формализуемые ОУ с мало известными или переменными свойствами, для которых этот подход неэффективен.

Во второй половине XX столетия начал активно развиваться «неклассический» подход в теории управления, который старается воссоздать принципы естественных систем управления – нервных систем живых организмов, которые реализуют универсальные принципы обработки эмпирической информации и эффективные алгоритмы адаптации [115, 127-129].

Применение искусственных четких и нечетких НС позволяет решить задачи управления нелинейными ОУ путем создания адаптивных САУ с обучаемым нейрорегулятором (НР) [141].

К преимуществам использования НР относятся их высокая эффективность для управления нелинейными нестационарными ОУ в областях промышленности, где накоплены большие базы данных, а также для управления многомерными и многосвязными ОУ с возмущенной средой функционирования. При этом НР имеют универсальные аппроксимирующие свойства и способность к обучению [129].

Использование НС позволяет решать задачу управления нелинейным ОУ путем создания адаптивной САУ с обучаемым НР и эталонной моделью (рис. 2.4) [146]. Здесь под обучением подразумевается процесс выработки в САУ желаемой реакции на внешние сигналы путем многократных воздействий на систему и внешней корректировки с минимизацией ошибки $e[k]$.



Рис.2.4. Нейросетевая система управления с эталонной моделью

При адаптации обучение используется для получения информации о состоянии и характеристиках САУ, необходимой для управления в условиях неопределенности. По существу, адаптация отождествляется с оптимизацией в условиях недостаточной априорной информации [131].

Необходимым условием функционирования САУ с эталонной моделью является правильный выбор тестовых входных воздействий $q[k]$, так как от их типа зависит точность настройки основного контура системы на эталонную модель.

Таким образом, главные проблемы (и недостатки) при создании систем с НР – это обоснование содержания и объема информации для обучения, а также выбор структуры регулятора и условий существования устойчивых решений для класса нелинейных ОУ и требуемых целей управления [129].

Адаптивные САУ основаны на сочетании оценивания состояния (наблюдения) и параметров модели (идентификации) ОУ с синтезом управления на основе прогнозирующих моделей, которые воспроизводят в ускоренном времени неуправляемое (свободное) движение ОУ [112]. Использование прогнозирующих моделей обусловлено необходимостью компенсации запаздываний в ОУ и управляющей системе.

В отличие от систем дуального управления в адаптивных САУ осуществление этих процедур и организация их взаимодействия является не формализованным и допускает использование множества методов реализации.

При организации процесса адаптации используются методы [110, 112]:

- поисковые, которые осуществляют итеративное движение к достижению требуемого качества управления;
- беспойсковые, которые используют достаточные условия требуемого качества управления (точность).

Наличие пробных движений является основным недостатком поисковой адаптации, т.к. они не всегда допустимы по условиям функционирования ДП.

В беспоисковых системах идентификация с адаптивной моделью выполняется за счет измерения входных и выходных воздействий.

Для адаптации модели используются разные методы (от перебора, случайного поиска до градиентных методов). Путем адаптации модель ОУ настраивается так, чтобы обеспечить минимум функции невязки (ошибки $e[k]$). При этом, для улучшения процессов адаптации переходят к алгоритмам, учитывающим члены, пропорциональные невязке, ее производной и интегралу (тогда контуры самонастройки имеют память).

Беспоисковые адаптивные системы (БАС) строятся по схеме прямого или непрямого адаптивного управления. В случае прямого управления в процессе работы системы измеряются некоторые характеристики модели и системы (временные, частотные), и на основании их рассогласования перестраиваются коэффициенты регулятора так, чтобы свести это рассогласование к допустимой малой величине [110]. Их недостатком является требование к определению и обоснованию эталонных характеристик ОУ, напрямую не связанных с эффективностью САУ.

В системах непрямого адаптивного управления предварительно производится идентификация ОУ, а затем, зная параметры ОУ или желаемые коэффициенты замкнутой системы (неявная модель), вычисляются коэффициенты регулятора.

В БАС с эталонной моделью за ошибку контуров самонастройки принимается ошибка между движением ОУ и выходом модели. Методы использования моделей тут делятся на два варианта.

В первом модель используется в качестве звена, настраиваемого под динамические характеристики ОУ или всего основного контура (т.е. таким образом решается задача идентификации). Полученные параметры модели далее используются для перестройки регулятора основного контура. Это БАС с идентификацией посредством настраиваемой модели (рис. 2.5).

Во втором варианте, в БАС с собственно эталонной моделью (в которой настраиваются параметры основного контура под параметры эталонной модели) имеются существенные недостатки, обусловленные не только требованием наличия (априорной разработки) эталонной модели, но и сложностями решения проблемы устойчивости замкнутого основного контура (см. рис. 2.4).

В БАС же с идентификацией посредством настраиваемой модели основной контур разомкнут (см. рис. 2.5), что обуславливает асимптотическую устойчивость этой САУ.

В БАС с идентификацией в качестве модели целесообразно использовать НС, которые, как отмечалось выше, являются универсальными и эффективными аппроксиматорами и способны к обучению (настройке). При этом, в качестве регулятора этой БАС могут использоваться как самонастраивающиеся, так и стандартные (ПИ, ПИД и др.) регуляторы.

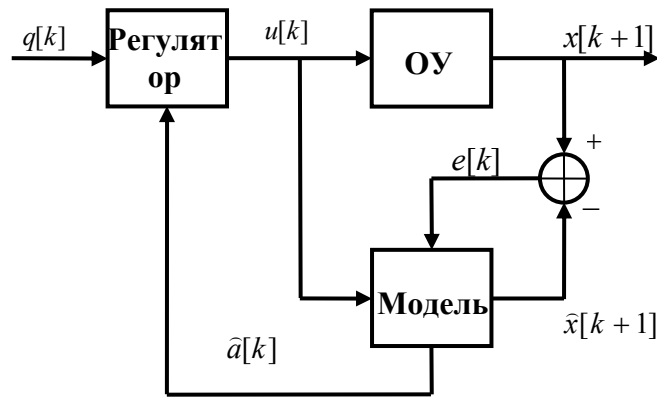


Рис. 2.5. Структура системы непрямого адаптивного управления с настраиваемой моделью

Существование и единственность вектора настроек регуляторов по отношению к произвольно допустимому вектору параметров ОУ соответствует свойству адаптируемости основного контура. Полная адаптируемость основного контура обеспечивает абсолютную параметрическую инвариантность и служит структурной характеристикой адаптивного регулятора, выражающей предельные возможности компенсации влияния параметрических возмущений на динамические характеристики основного контура [110].

Учитывая, что каждый физический объект с нелинейной динамикой по своему уникален, то и решение задачи адаптивного управления также является уникальным и ограничено классом доступных моделей ОУ.

Адаптивные локальные САУ не решают задач оптимизации всего ДПР, но от качества их управления зависит достижение эффективности работы ДП. Поэтому адаптивные САУ должны строиться как оптимальные в смысле качества управления, что, в основном, выражается в точности воспроизведения задающих воздействий $q[k]$ (минимизации ошибки системы).

Таким образом, обобщая вышеизложенное, следует заключить, что повышение качества управления ТС ДП достигается путем создания беспоисковых систем непрямого адаптивного управления с идентификацией ОУ посредством обучения нейросетевых прогнозирующих моделей.

2.2. Выбор критерия управления тепловым состоянием доменной печи

Основными факторами экономической эффективности комплексной автоматизации доменного производства являются повышение производительности ДП, уменьшение расхода кокса, улучшение качества чугуна и увеличение срока службы оборудования.

Управление ДПР предполагает обеспечение заданного химического состава продуктов плавки, температуры жидкого чугуна на выпуске, а также поддержание определенного ТС ДП в процессе выплавки чугуна.

Задачей САУ ТС ДП является создание условий для рационального соотношения процессов прямого и косвенного восстановления железа, что

позволяет достичь экономичности процесса (уменьшить расход кокса, а также увеличить производительность печи) при необходимом составе чугуна. При этом цель управления ТС ДП определяется посредством декомпозиции цели управления всем ДПР.

Для управления ТС ДП необходимо определить некоторые обобщенные характеристики, доступные измерению и обработке с целью выработки адекватных управляющих воздействий, направленных на приведение нагрева шахты и горна ДП к заданному значению путем управления снизу (расходом природного газа, дутья и др.) и сверху (рудной нагрузкой – коксом) [92].

Таким образом, стабилизация ТС ДП обеспечивает получение чугуна с заданными физико-химическими свойствами.

ТС печи оценивают по содержанию кремния и серы в чугуне, составу и физическим свойствам шлака, температуре чугуна и шлака на выпуске, яркости свечения фурменных очагов и др. Тепловая работа печи может быть оценена и непосредственным вычислением теплового к.п.д. печи и коэффициента использования углерода в печи [95].

Вышеперечисленные характеристики соответствуют работе печи за некоторый прошедший период, но не дают возможности судить о ТС ДП в текущий момент времени и затрудняют его прогноз на будущее.

Обусловлено это тем, что особенностью ДПР, как отмечалось в разд. 1, является большая инерционность и запаздывание по каналам управления. Так, например, по каналу «рудная нагрузка – содержание кремния в чугуне» инерционность ДПР составляет 4-10 часов, а запаздывание – 1-5 часов. Аналогичные значения и по каналу «температура дутья – содержание кремния в чугуне» [20, 52].

В связи с этим, актуальным является выбор оперативного параметра (и построения критерия управления на его основе), который достаточно тесно связан с показателями ТС ДП.

Для реализации этого получили распространение расчетные способы и методики, позволяющие контролировать как ТС горна путем определения скоростей опускания шихтовых материалов [54], так и определения положения и температуры зоны размягчения и плавления [53].

Ход ДПР во многом определяется ТС ДП. При этом регулирование ТС ДП сводится к расчету величины скоростного теплового баланса и приближению ее к заданному значению, т.е. к расходу тепла на единицу отнимаемого от шихты кислорода, при котором обеспечивается получение заданного состава чугуна с рациональным расходом кокса. Рациональное значение теплового баланса определяется в результате анализа работы ДП за прошедшее время [81].

Однако такие расчетные методы являются громоздкими и имеют низкую оперативность.

Постоянный, оперативный и достоверный контроль ТС важен, как с точки зрения оптимизации ведения плавки, так и с точки зрения безопасной работы ДП. Поэтому получили развитие косвенные методы диагностики (с контролем параметров сопутствующих процессов) [72, 92].

Наиболее информативным (в смысле возможности получения обобщенного параметра ТС ДП) нам представляется контроль процесса «накопления-выпуска» жидких продуктов в горне печи, который оказывает основное влияние на нестационарность протекания технологического процесса.

Так, при выпуске жидких продуктов плавки происходит вынос тепла с чугуном и шлаком, т.е. снижение теплосодержания ДП. При закрытии чугунной летки происходит обратный процесс – повышается теплосодержание. Таким образом, контроль циклов «накопление-выпуск» жидких продуктов плавки, которые характеризуются изменением уровня расплава (УР), является одним из наиболее объективных методов оценки ТС горна ДП [72, 74, 77].

В работе была использована информация от специальных термодатчиков контроля теплосодержания металлоприемника, разработанных ООО НПП «Азов-Черметавтоматика» и установленных на ДП-6 Нижне-Тагильского металлургического комбината. Датчики расположены в 4-х отверстиях по окружности между холодильниками верхней лещади.

Регистрация процесса «накопление-выпуск» осуществлялась с помощью установленного на ДП-6 аппаратно-программного комплекса [78]. Для оценки связи УР с показателями выпуска чугуна были получены результаты (приложение А) химического анализа и средние значения УР для 79 выпусков чугуна (для УР – интервалов между выпусками (длительностями накопления-выпуска – плавками)) [78].

В результате обработки этих данных с помощью разработанной программы были получены графики зависимостей среднего значения УР за плавку и показателей химического состава от номера выпуска, а также их корреляционные функции (рис. 2.6-2.8). При этом номер плавки соответствует приращению номера выпуска чугуна. Программа статистической обработки данных приведена в приложении Б.

В результате статистической обработки определено, что коэффициенты взаимной корреляции между средним УР за плавку и содержанием кремния, а также серы в выпуске чугуна составляют менее 0,5.

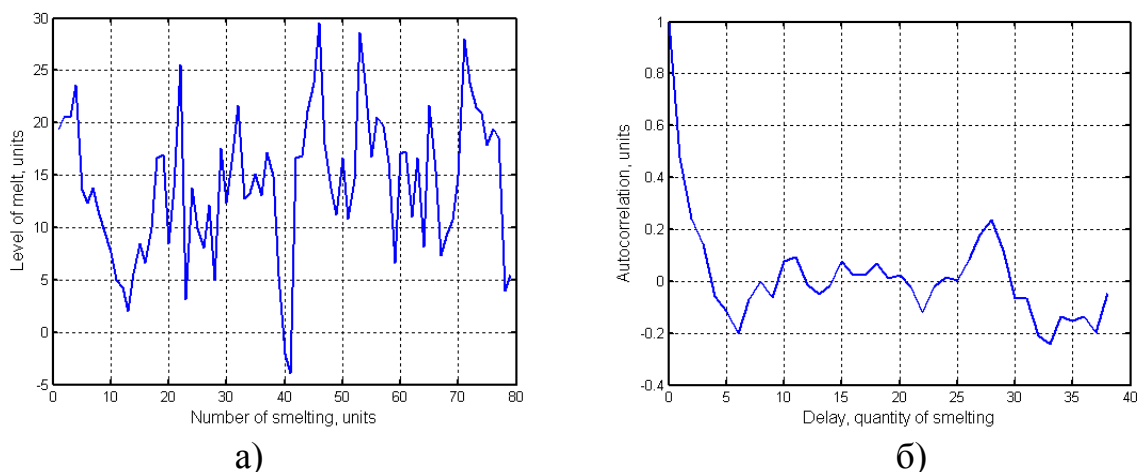


Рис. 2.6. Средний уровень расплава (а) и его автокорреляционная функция (б)

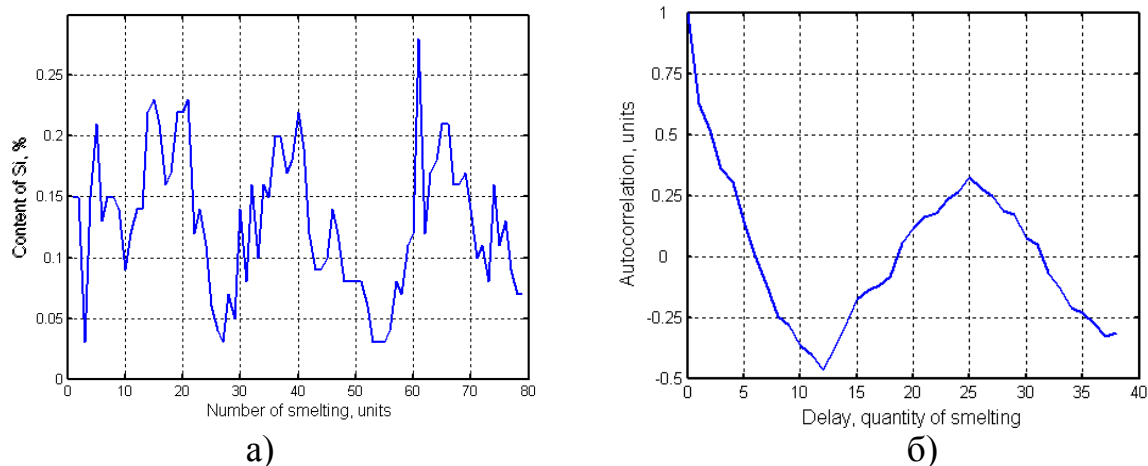


Рис. 2.7. Содержание кремния в чугуна (а) и его автокорреляционная функция (б)

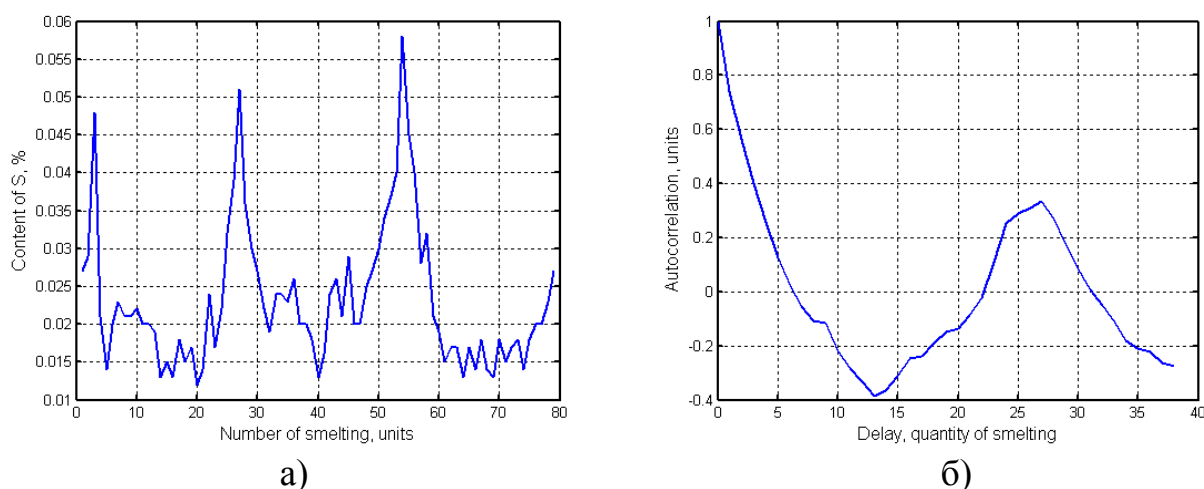


Рис. 2.8. Содержание серы в чугуна (а) и его автокорреляционная функция (б)

Использование квадратичной и кубической регрессий не позволили существенно увеличить значения коэффициентов взаимной корреляции.

Поэтому, для оценки существования других нелинейных зависимостей между рассмотренными показателями была использована их аппроксимация в виде адаптивной нейросетевой системы нечеткого вывода (Anfis) с колоколообразными функциями принадлежности [122], временные затраты на реализацию которой на процессоре Pentium IV составляют около 0,35 с на отсчет (выпуск чугуна).

Исходные выборки разбивались на обучающие и проверочные последовательности поровну, а в качестве критерия оптимизации (настройки Anfis) использовалась относительная среднеквадратическая ошибка между реальными данными и их оценками в проверочной последовательности.

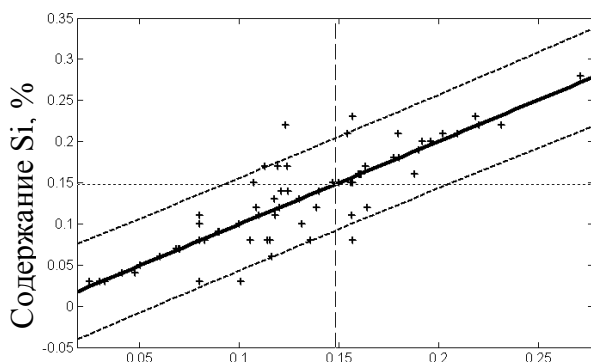
Определено, что для аппроксимаций (оценки) содержания кремния и серы по среднему значению УР $\hat{S}_i[\%]$ и $\hat{S}[\%]$ коэффициенты взаимной корреляции с фактическими значениями кремния $S_i[\%]$ и серы $S[\%]$ составили 0,87 и 0,81, соответственно. При этом уравнения линейной регрессии с доверительным интервалом 0,05 имеют вид (рис. 2.9):

$$Si = 0,023 + 1,008 \cdot \widehat{Si}; \quad (2.2)$$

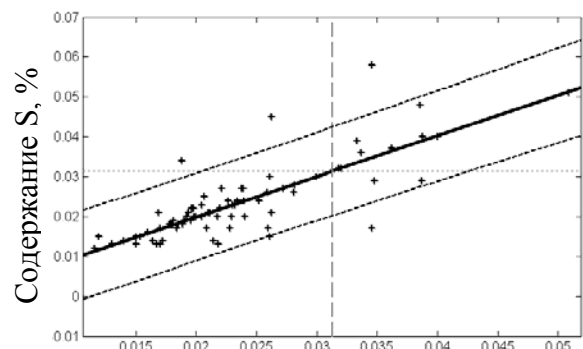
$$S = 0,012 + 1,015 \cdot \widehat{S}. \quad (2.3)$$

Проверка статистической гипотезы по критерию знаков показала адекватность нечетких нейросетевых аппроксимирующих моделей с вероятностью 0,95.

Таким образом, высокие коэффициенты корреляции позволяют с помощью соответствующих аппроксимаций по среднему значению УР судить о содержании кремния и серы в чугуне на выпуске. Тогда стабилизация среднего значения (тренда) УР соответствует стабилизации ТС ДП со стабилизацией содержания кремния или серы.



Оценка содержания Si, %
а)



Оценка содержания S, %
б)

Рис. 2.9. Линейная регрессия между оценкой содержания кремния (а) и серы (б) с их фактическими значениями

При автоматизированном управлении главная цель (и ограничения) выражается в виде критерия J (целевой функции, функционала) управления. Выбор и уточнения критерия осуществляются по результатам, получаемым путем моделирования и на реальном ОУ [110].

Тогда, в соответствии с вышеизложенным, критерий автоматического управления ТС ДП может быть выбран в виде:

$$J = \|\widehat{U} - U^3\| \rightarrow \min, \quad (2.4)$$

где \widehat{U} - текущее значение тренда УР, а U^3 - его заданное значение, соответствующее требуемому ТС ДП.

На критерий (2.2) должны быть наложены ограничения по допустимому диапазону ΔU^3 отклонения текущего мгновенного значения УР от его задания U^3 . При этом в соответствии с моделью ОУ (2.1) имеем $\widehat{U} \subset x$, а заданием на управление (см. рис. 2.4-2.5) являются $\{U^3, \Delta U^3\} \subset q$.

2.3. Обоснование методов оценивания, идентификации и прогнозирования теплового состояния доменной печи

Повышение качества управления ТС ДП достигается, как отмечалось выше, путем создания беспоисковых систем непрямого адаптивного управления с идентификацией ОУ посредством обучения нейросетевых прогнозирующих моделей.

При этом качество управления напрямую связано с точностью этих моделей [112], что вызывает необходимость обоснования методов наблюдения и идентификации ОУ повышенной точности.

Идентификация динамического ОУ заключается в получении или уточнении по экспериментальным данным его математической модели, которая достаточно точно (в смысле принятого критерия) аппроксимирует ОУ в отношении входных и выходных переменных во всем функциональном пространстве [110].

При этом качество идентификации во многом зависит от выбора класса модели и ее содержания, который основывается на априорной информации.

Идентификация сложных ОУ традиционными способами требует больших затрат на экспериментальные исследования. Методы же нелинейной динамики позволяют с единых позиций определять (классифицировать) и исследовать режимы функционирования технологических процессов по отдельным временным реализациям и синтезировать их модели. При этом для снижения затрат целесообразно использовать методы систем искусственного интеллекта, в частности, НС и системы нечеткой логики, которые легко обучаются и являются универсальными и эффективными аппроксиматорами [122].

2.3.1. Адаптивное прогнозирование сигналов и состояния объектов управления.

В теории управления наблюдение за некоторым заданным сигналом $q[k]$ с возможно меньшей ошибкой сводится к задаче фильтрации [110].

Для реализации систем оценивания и идентификации ОУ, как правило, используются адаптивные фильтры-аппроксиматоры (АФА) [119], которые имеют рекурсивные и нерекурсивные связи, а также выполняют преобразование сигналов. В них процесс адаптации включает оценивание искомого выхода фильтра и корректирование его параметров по значению выходной ошибки.

Структурные схемы использования АФА в качестве прогнозирующего фильтра сигналов и аппроксиматора (эталонной модели) ОУ с учетом выбранной структуры системы управления (см. рис. 2.5) приведены на рис. 2.10.

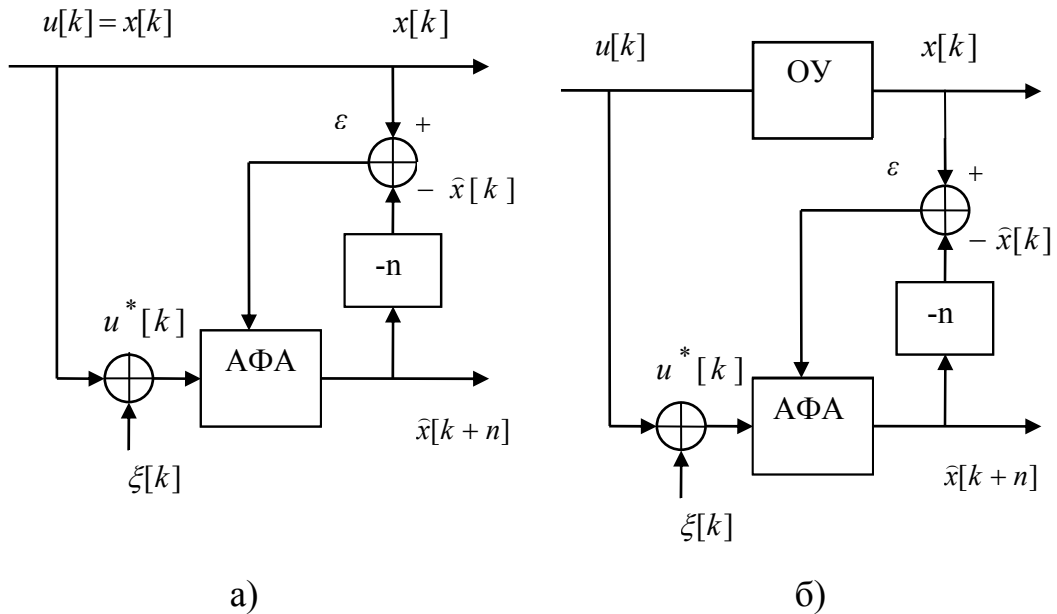


Рис. 2.10. Прогнозирование сигнала (а) и идентификация ОУ (б) с помощью АФА

Тут задержка и прогноз на n тактов обозначены как $-n$ и $+n$, а измеренные значения входов равны:

$$u^*[k] = u[k] + \xi[k], \quad (2.5)$$

где $\xi[k]$ – погрешность (шум) измерения.

В процессе работы АФА на каждом такте по величине ошибки $\varepsilon[k] = x[k] - \hat{x}[k]$ между фактическим $x[k]$ и прогнозируемым $\hat{x}[k]$ значениями сигнала (выхода ОУ) осуществляется адаптация параметров АФА. При этом, в качестве структуры АФА обычно используются линейные полиномиальные модели, которые для сложных динамических ОУ не всегда являются адекватными.

Сигнал на выходе линейного АФА определяется сверткой входного сигнала с импульсной переходной характеристикой фильтра [147]:

$$x[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} u[m] \cdot h[k-m] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h[m] \cdot u[k-m], \quad (2.6)$$

где $u[k]$ – входной сигнал, $x[k]$ – выходной сигнал, $h[k]$ – импульсная переходная характеристика.

Разностное уравнение прогнозирующего линейного АФА с конечной импульсной характеристикой (КИХ) имеет вид:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{r=0}^R b_r \cdot u[k-r], \quad (2.7)$$

где b_r , R – коэффициенты фильтра и его порядок, соответственно.

АФА с КИХ обладают асимптотической устойчивостью и линейной фазо-частотной характеристикой.

Разностное уравнение линейного АФА с бесконечной импульсной характеристикой (БИХ) имеет вид:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{m=1}^M a_m \cdot x[k-m] + \sum_{r=0}^R b_r \cdot u[k-r], \quad (2.8)$$

где a_m , M – коэффициенты и порядок обратной связи фильтра, соответственно.

Эта рекуррентная формула используется для последовательного вычисления текущего значения выходного сигнала АФА по его прошлым значениям.

Фильтры с БИХ обладают большей гибкостью при реализации, чем с КИХ.

В большинстве алгоритмов адаптации линейных АФА минимизируется среднеквадратическая ошибка путем аппроксимации градиента целевой функции и итеративной подстройки коэффициентов фильтра [119].

Жесткие требования к знанию статистических свойств временных рядов ограничивают возможности методов математической статистики, теории распознавания образов, теории случайных процессов и т.д. Многие реальные процессы не могут адекватно быть описаны с помощью традиционных статистических моделей, поскольку являются существенно нелинейными и имеют или хаотичную, или квазипериодическую, или смешанную основу [148-150].

Для построения и реализации структуры динамической прогнозирующей модели ОУ (2.1) могут использоваться разные подходы [151, 152]. При этом известно, что нелинейная динамическая система (модель ОУ) может быть представлена путем композиции линейного динамического (ЛДЗ) и нелинейного статического (НСЗ) звеньев, например, в виде модели Винера-Гаммерштайна (Wiener-Hammerstein), которая приведена на рис. 2.11.

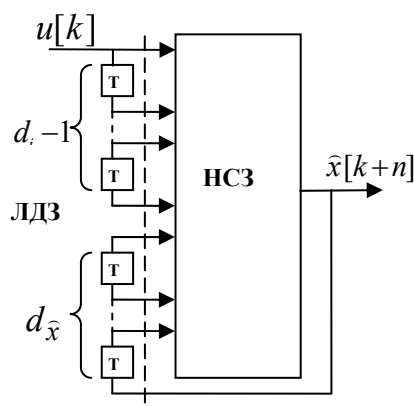


Рис. 2.11. Структура Винера-Гаммерштайна прогнозирующей модели нелинейного динамического ОУ

Здесь ЛДЗ является линиями задержки, величины которых (глубина памяти) определяются размерностью входных $d_i - 1$ и выходных $d_{\hat{x}}$ переменных [153]. А в качестве НСЗ могут использоваться как традиционные

средства (полиномы Лежандра, Вольтерра, Колмогорова-Габор и др.), так и интеллектуальные (НС, гибридные НС с нечеткой логикой и др.).

Преимущественными здесь являются средства интеллектуальной обработки информации, поскольку они легко настраиваются (адаптируются) под изменяющиеся свойства ОУ, и, соответственно, являются эффективными средствами моделирования сложных систем.

Для прогнозирующих систем на базе НС наилучшие качества показывает гетерогенная сеть, которая состоит из скрытых слоев с нелинейной функцией активации нейронов и выходного линейного нейрона [132].

Уравнение ОУ (2.1), осуществляющее прогноз на n тактов, на основе НС прямого распространения со скрытым слоем представляется в виде уравнения свертки [154]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} F_{\hat{x}} \left\{ \sum_{l \in Q} v_l[\tau] \cdot F_l \left(\sum_{m \in Q} v_{l,m}[\tau] \cdot u_m[k-\tau] \right) \right\}, \quad (2.9)$$

где P – множество глубин памяти соответствующих входов; $F_{\hat{x}}$ – активационная функция выходного слоя НС; Q – множество входов нейронов; l – порядковый номер входа выходного слоя НС; v_l – весовые коэффициенты выходного слоя; F_l – активационная функция нейронов скрытого слоя; m – порядковый номер входа НС; $v_{l,m}$ – весовые коэффициенты связи m -го входа и l -го нейрона; u_m – вход НС.

Параметрами настройки (обучения) этой НС являются $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$.

Прогнозирование с помощью НС с радиальными базисными функциями (РБФ) выполняется согласно уравнению:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} F_{\hat{x}} \left\{ \sum_{l,m \in Q} v_l \cdot F_l(\vartheta_l, \|u_m[k-\tau] - v_l\|) \right\}, \quad (2.10)$$

где ϑ_l, v_l – параметры РБФ l -го нейрона скрытого слоя.

Параметрами настройки НС (2.10) являются $\{v_l, \vartheta_l, v_l\} \subset a$.

В выражениях (2.9), (2.10) используются однородные НС (с однотипными нейронами).

Идентификация параметров (настройка – обучение) НС прямого распространения (2.9) осуществляется, как правило, с помощью градиентных алгоритмов, например, алгоритма обратного распространения ошибки в пространстве параметров $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$ при заданных структуре модели ОУ (архитектуре НС) и структурных функциях F с целью минимизации ошибки прогноза:

$$\bar{\varepsilon} = E \{ \|x[k+n] - \hat{x}[k+n]\| \} \rightarrow \min, \quad (2.11)$$

где E – математическое ожидание.

При обучении НС с РБФ (2.10) сначала определяются центры и отклонения для радиальных элементов, после этого оптимизируются параметры линейного выходного слоя: $\{v_l, \vartheta_l, v_l\} \subset a$.

Теоретически, системы с нечеткой логикой и НС эквивалентны друг другу, однако на практике у них есть свои преимущества и недостатки. В связи

с этим получили развитие гибридные НС, в которых выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики, а функции принадлежности подстраиваются с использованием алгоритмов обучения НС. Такие системы не только используют априорную информацию, но могут приобретать новые знания и для пользователя являются логически прозрачными.

Гибридная сеть – это НС с четкими сигналами, весами и активационной функцией, но с объединением сигналов и весов сети с использованием t -нормы, t -конормы или некоторых других непрерывных операций. Входы, выходы и веса гибридной НС – вещественные числа, которые принадлежат отрезку $[0, 1]$.

Примером гибридной сети является Anfis [122] (адаптивная нейронная система нечеткого вывода), уравнение ОУ на основе которой имеет вид [154]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\tau] \cdot \alpha_m[k-\tau], \quad (2.12)$$

где $\beta_m[\tau] = U_m^{-1}(\alpha_m[\tau] / \sum_m \alpha_m[\tau])$; $\alpha_m[k-\tau] = Tn_{l,m \in Q} \{L_{l,m}(u_m[k-\tau])\}$; $U = U(a_U)$;

$L = L(a_L)$.

Здесь U_m^{-1} – функция, обратная функции принадлежности промежуточного выхода m сети с параметрами a_U ; α_m – значение промежуточного выхода; Tn – произвольная t -норма [122] моделирования логической операции «И»; $L_{l,m}$ – функция принадлежности нечеткого правила l входа m с параметрами a_L .

Параметрами настройки НС (2.12) являются $\{a_U, a_L\} \subset a$, ее обучение выполняется аналогично НС (2.9).

Преимуществом алгоритмов параметрического обучения НС является простота и быстродействие, а недостатком – их локальность (высокая вероятность застревания в локальном экстремуме).

Известно [119], что в фильтрах с преобразованием, например, в частотной области по сравнению со сверткой во временной области, значительно сокращается объем вычислений и улучшаются свойства сходимости алгоритмов адаптации. При этом, ввиду способности к представлению нестационарных сигналов тут следует выбирать не частотное, а время-частотное (вейлет) преобразование, причем, дискретное, из-за свойств ортонормированности, компактности, восстановления без потерь и малого объема вычислений [155].

Примером такого фильтра является нейронный вейлет (НВ) АФА [156, 157] (рис. 2.12):

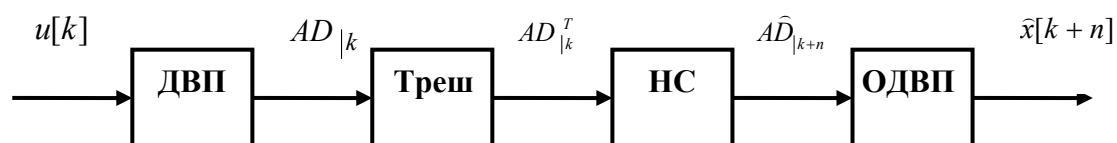


Рис. 2.12. Структура прогнозирующего нейронного вейлет АФА

В нем в основу фильтрации положена процедура прямого дискретного вейвлет преобразования (ДВП). Для уменьшения влияния шума в фильтре осуществляется пороговое ограничение коэффициентов вейвлет разложения – трешолдинг (Треш), а НС применяется для прогнозирования значений коэффициентов, по которым с помощью обратного ДВП (ОДВП) определяется прогнозируемый сигнал.

В НВ АФА для входного дискретного сигнала $u[k]$ длительностью K ($k = \overline{1, K}$) его ДВП представляет собой [156] набор вейвлет коэффициентов

$$AD|_k = \{A_L, D_L, D_{L-1}, \dots, D_1\} \quad (2.13)$$

с коэффициентами аппроксимации по уровням разложения

$$A_L = \{a_{L,p}\} = \sum_{p=1}^{P_L} u[k] \cdot \varphi_{L,p}[k] \quad (2.14)$$

и коэффициентами детализации

$$D_l = \{d_{l,p}\} = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} u[k] \psi_{l,p}[k]; \quad l = \overline{1, L}, \quad (2.15)$$

где φ, ψ – масштабирующая и соответствующая ей вейвлет функции; L – количество уровней разложения; P_l – количество коэффициентов на уровне разложения l .

Коэффициенты аппроксимации представляют сглаженный сигнал, а детализации – его колебание. Для удаления шума коэффициенты, меньше некоторого предельного значения, обнуляются (процедура пороговой обработки – трешолдинг T): $AD|_k^T = T(AD|_k)$.

На входе НС вейвлет коэффициенты умножаются на соответствующие веса и определяются уровни активации нейронов, которые формируют прогноз вейвлет коэффициентов для момента времени $[k + n]$:

$$AD|_{k+n} = F_{NN}(AD|_k^T), \quad (2.16)$$

где F_{NN} – обобщенная функция преобразования НС.

Для обеспечения асимптотической устойчивости АФА используются НС без обратных связей и с нелинейными функциями активации (из-за нелинейности ОУ и сигналов).

Оценка прогноза вейвлет коэффициентов для момента времени $[k + n]$ на основе многослойной НС прямого распространения выполняется согласно уравнению [156]:

$$AD|_{k+n} = F_{AD} \left\{ \sum_{r \in M} v_r \cdot F_r \left(\sum_{m \in M} v_{r,m} \cdot y_m \right) \right\}; \quad AD|_k^T \subset \{y_m\}, \quad (2.17)$$

где $AD|_{k+n}$ – выход НС; F_{AD} – активационная функция выходного слоя; M – множество входов нейронов; r – порядковый номер входа выходного слоя; v_r – весовые коэффициенты выходного слоя; F_r – активационная функция

нейронов скрытого слоя; m – порядковый номер входа НС; $v_{r,m}$ – весовые коэффициенты связи m -го входа и r -го нейрона; y_m – вход НС.

Прогнозирование с помощью НС с РБФ выполняется согласно уравнению:

$$AD_{|k+n} = F_{AD} \left\{ \sum_{r,m \in M} v_{r,m} \cdot F_r(\mathcal{G}_r, \|y_m - v_r\|) \right\}, \quad (2.18)$$

где \mathcal{G}_r, v_r - параметры РБФ r -го нейрона скрытого слоя.

Прогнозирование на основе гибридной НС Anfis выполняется согласно уравнению:

$$AD_{|k+n} = \sum_{m \in M} N_m^{-1} (\alpha_m / \sum_{m \in M} \alpha_m) \cdot \alpha_m, \quad (2.19)$$

где $\alpha_m = Tn \prod_{r,m \in M} \{R_{r,m}(y_m)\}$. Здесь N_m^{-1} – функция, обратная функции принадлежности промежуточного выхода m сети; α_m – значение промежуточного выхода; Tn – произвольная t -норма моделирования логической операции «И»; $R_{r,m}$ – функция принадлежности нечеткого правила r входа m .

Тогда прогнозирование сигнала $\hat{x}[k+n]$ глубиной n выполняется по прогнозируемым с помощью НС коэффициентам разложения $AD_{|k+n} = \{\hat{a}_{L,p}, \hat{d}_{l,p}\}$ в соответствии с выражением ОДВП:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{p=1}^{P_L} \hat{a}_{L,p} \cdot \varphi_{L,p}[k+n] + \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} \hat{d}_{l,p} \cdot \psi_{l,p}[k+n]. \quad (2.20)$$

Обучение НВ АФА осуществляется в пакетном режиме, а адаптация – в реальном времени путем подстраивания параметров АФА при обработке текущего блока по ошибке прогноза предыдущего блока.

К параметрам АФА, которые обучаются (адаптируются) относятся тип базисного вейвлета ψ , количество уровней разложения L , а также параметры трешолдинга и НС.

2.3.2. Идентификация нелинейных динамических процессов.

Нелинейный процесс (динамическая система) может быть представлен дискретным отображением Пуанкаре [110]:

$$x[k+1] = F\{x[k], \lambda\}; \quad x[k] = \{x_1[k], \dots, x_{d-1}[k]\}, \quad (2.21)$$

где F – нелинейная функция размерности d ; x и λ – векторы координат и параметров системы; k – такт времени $t = k \cdot T$; T – период дискретизации.

Как известно [148-150], уравнения вида (2.21) в зависимости от значений параметров порядка λ имеют четыре устойчивых решения: состояние равновесия, когда после переходного процесса система достигает стационарного состояния; периодическое и квазипериодическое решение, а также хаос. Этим типам решений отвечают аттракторы системы в виде устойчивого равновесия, предельного цикла, квазипериодического аттрактора и хаотического (странного) аттрактора.

Отличительной чертой последнего является его чувствительность к начальным условиям и дробная размерность – фрактальность (свойство самоподобия на разных масштабах).

Изменение значений параметров λ уравнения системы (2.21) вызывает потерю устойчивости одного состояния (режима функционирования) системы и переход (бифуркацию) ее в другое состояние.

Важнейшей характеристикой хаотического движения в фазовом пространстве произвольной размерности является энтропия Колмогорова, которая описывает динамическое поведение на странном аттракторе. Беспорядок (хаос) является понятием теории информации, потому энтропия Колмогорова K пропорциональна скорости потери информации о состоянии динамической системы со временем и показывает насколько динамическая система хаотична [150]: K -энтропия равняется нулю для регулярного движения, бесконечна для случайных систем, позитивна и ограничена для систем с детерминированным хаосом.

Колмогоровская энтропия позволяет также определить интервал времени, на который можно точно предсказать состояние динамической системы.

Значительное число природных процессов являются «смешенными случайными блужданиями» – трендами с шумом. Отношение тренда (детерминированного фактора) к уровню шума (случайного фактора) характеризует показатель Херста [158]:

$$R/S = (a \cdot N)^H, \quad (2.22)$$

где R/S – нормированный размах от текущего среднего процесса; N – число наблюдений; a – константа; H – показатель Херста.

Показатель Херста позволяет классифицировать временные ряды и определять эволюцию их порождающих систем.

Для решения задачи идентификации необходимо определить состояние системы и ее размерность (порядок), а затем реконструировать модель системы (2.21).

Доказано [149-150], что по одной временной реализации (наблюдаемой) можно определить следующие характеристики:

- фазовый портрет аттрактора (состояния системы);
- корреляционную размерность D_C (нижнюю границу размерности Хаусдорфа [148]);
- размерность вложения аттрактора d (размерность фазового пространства) динамической системы;
- корреляционную энтропию K_C (нижнюю границу энтропии Колмогорова);
- показатель Херста H .

По полученной временной реализации (наблюдаемому сигналу), задав задержку τ и размерность d фазового пространства, строится его дискретное отображение:

$$x[k] = \{x[k], x[k-m], x[k-2m], \dots, x[k-(d-1)m]\}, \quad (2.23)$$

где m – целое число.

При переборе по k получается дискретный набор точек в d -мерном пространстве, что в соответствии с теоремой Такенса [159] является фазовым портретом аттрактора.

Численное определение размерности аттрактора выполняется с помощью корреляционной размерности [148, 150]:

$$D_C = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log(\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2)}{\log \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon}, \quad (2.24)$$

которая вычисляется по корреляционному интегралу:

$$C(\varepsilon) = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \|x_i - x_j\|], \quad (2.25)$$

где $\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2$ – вероятность того, что две точки на аттракторе лежат внутри ячейки

ε^D (вероятность того, что две точки аттрактора разделены расстоянием, меньшим ε); $\sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \|x_i - x_j\|]$ – число пар i и j , для которых расстояние

$\|x_i - x_j\| < \varepsilon$; χ – пороговая функция Хевисайда; $x_i = x[iT]$.

Значение размерности D_C определяется по наклону линейного участка зависимости $\log C(\varepsilon)$ от $\log \varepsilon$. Кроме того, строится зависимость $D_C(d)$ с увеличением d в выражении (2.23) до тех пор, пока D_C не достигнет насыщения. Размерность d , начиная с которой D_C перестает изменяться, является минимальной размерностью вложения аттрактора, то есть наименьшая целая размерность фазового пространства, которая содержит весь аттрактор.

При этом, из теоремы о вложении [149, 150] следует, что оценка размерности фазового пространства d определяется через оценку размерности аттрактора D_C реальной динамической системы (формула Мане):

$$d \geq 2D_C + 1. \quad (2.26)$$

На практике значение d по выражению (2.26) для отображений оказывается завышенным, поэтому часто ограничиваются пространством размерности $d \geq D_C$.

Оценку (снизу) колмогоровской энтропии K можно получить с учетом (2.25) в виде:

$$K_C = - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{k \rightarrow \infty} \ln[C_k(\varepsilon)/C_{k+1}(\varepsilon)] \leq K, \quad (2.27)$$

где обобщенный корреляционный интеграл $C_k(\varepsilon)$ вычисляется в соответствии с выражением:

$$C_k(\varepsilon) = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \|x_i - x_j\|_k] = \sum_{i_1 \dots i_k} P_{i_1 \dots i_k}^2. \quad (2.28)$$

Здесь $\|x_i - x_j\|_k = \sqrt{\sum_{n=0}^{k-1} (x_{i+n} - x_{j+n})^2}$. При этом значение $K_C = \text{const} > 0$ является

достаточным условием существования хаотического режима.

- определение размерности вложения аттрактора d (размерности фазового пространства – глубины памяти) системы по выражению (2.26) и по графику зависимости $D_C(d)$;

- вычисление параметра Херста H по выражению (2.22).

2. Реконструкция модели ОУ:

- выбор базисных функций F_d и параметров λ прогнозирующего АФА;

- настройка параметров АФА, которые оптимальным образом (например, по критерию (2.31)) соответствуют экспериментальной временной реализации (2.30).

ГЛАВА 3

РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОЙ САУ ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ С ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ

3.1. Идентификация и прогнозирование теплового состояния доменной печи

3.1.1. Выбор интервала управления тепловым состоянием доменной печи.

В соответствии с полученными в условиях ДП-6 Нижне-Тагильского металлургического комбината результатами накопления-выпуска чугуна среднее время между выпусками чугуна (длительность плавки) составляет $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$ (около 2,5 часа), а его среднеквадратическое отклонение составляет $\sigma_q = 46,7 \text{ мин}$. Тогда коэффициент вариации длительности плавки – $K_q = \sigma_q / \bar{t}_q = 0,301$.

Графики изменения длительности плавки и ее автокорреляционная функция приведены на рис. 3.1.

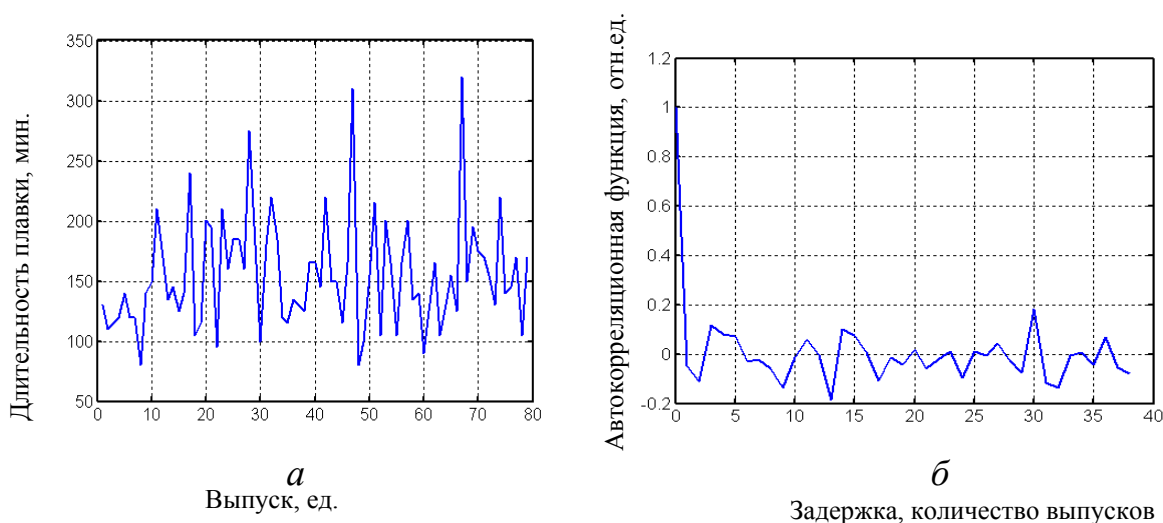


Рис. 3.1. Длительность плавки (а) и ее автокорреляционная функция (б)

Выполненный в разд. 1 анализ динамических характеристик каналов управления показал [20, 27, 28, 52], что по каналу «рудная нагрузка – содержание кремния в чугуне» (управление сверху) постоянная времени составляет $T = 2,5 \dots 8$ час, а задержка – $\tau = 3 \dots 4,5$ час. При этом по каналу «параметры дутья – содержание кремния в чугуне» (управление снизу) постоянная времени составляет $T = 1 \dots 5$ час и задержка – $\tau = 0,5 \dots 1$ час.

Значение интервала управления Δt (и дискретизации) определяется как динамическими свойствами ОУ, так и спектральными характеристиками его сигналов.

Для выбора Δt можно составить следующую систему уравнений [162]:

$$\Delta t = \bar{t}_q / N_{ann}; \quad (3.1)$$

$$\Delta t = T_{p\text{мин}} / N_{\text{анн}}; \quad (3.2)$$

$$\Delta t + \tau_{\text{макс}} \leq T_{\text{пр}} \leq \tau_{\text{кор}}, \quad (3.3)$$

где $N_{\text{анн}}$ – необходимое количество точек для аппроксимации временного интервала ($N_{\text{анн}} = 5 \dots 10$ [163]); $T_{p\text{мин}} = m \cdot T_{\text{мин}}$ – минимальное время регулирования (для рассматриваемых каналов управления $m = 3 \dots 5$ [20, 38]), а $T_{\text{мин}} = 1 \text{ час} = 60 \text{ мин}$ – минимальное значение постоянной времени каналов управления ТС ДП сверху и снизу); $T_{\text{пр}}$ – требуемая глубина прогнозирования; $\tau_{\text{макс}}$ – максимальное значение запаздывания по каналам управления ($\tau_{\text{макс}} = 4,5 \text{ час} = 270 \text{ мин}$); $\tau_{\text{кор}}$ – интервал корреляции сигнала управляемой величины (уровня расплава – УР); $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$ – среднее время между выпусками чугуна (длительность плавки).

Выражения (3.1)-(3.2) определяют условие (согласно теореме Видроу [163]) перехода от одного непрерывного интервала к его дискретному представлению, а выражение (3.3) – условие обеспечения требуемой глубины прогноза $T_{\text{пр}}$, которая, в общем случае, не может превышать интервал корреляции $\tau_{\text{кор}}$ [164].

Тогда в соответствии с (3.1) получим $\Delta t = 15 \dots 30 \text{ мин}$ и в соответствии с (3.2) – $\Delta t = 12 \dots 60 \text{ мин}$, откуда предварительно можно принять значение $\Delta t = 30 \text{ мин}$.

Для определения динамических свойств сигнала, характеризующего УР, по его мгновенным значениям (с интервалом $\Delta t_1 = 5 \text{ мин}$ – см. табл. в приложении А) в соответствии с разработанной программой (приложение В) были построены его время-частотные представления (рис. 3.2).

Кроме того, с помощью пакета Wavelet Toolbox [165] был получен тренд УР, сглаженный по среднему значению времени плавки $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$ с использованием вейвлет-функции в виде симлет [156]), а также вычислена автокорреляционная функция тренда УР (см. рис. 3.2,а и б).

Задавшись уровнем значимости корреляционной связи 0,2 в соответствии с рис. 3.2.б получим, что интервал корреляции для тренда УР составляет $\tau_{\text{кор}} = 158 \cdot 5 \text{ мин} = 790 \text{ мин}$. Таким образом, для принятого $\Delta t = 30 \text{ мин}$ условие (3.3) выполняется, поскольку $30 \text{ мин} + 270 \text{ мин} < 790 \text{ мин}$.

Далее определим значение погрешности, обусловленной ограничением спектра сигнала УР (см. рис. 3.2.в) из-за принятого значения интервала управления (дискретизации) $\Delta t = 30 \text{ мин}$. При этом, для сигнала УР (см. рис. 3.2.а) интервал дискретизации составляет $\Delta t_1 = 5 \text{ мин}$.

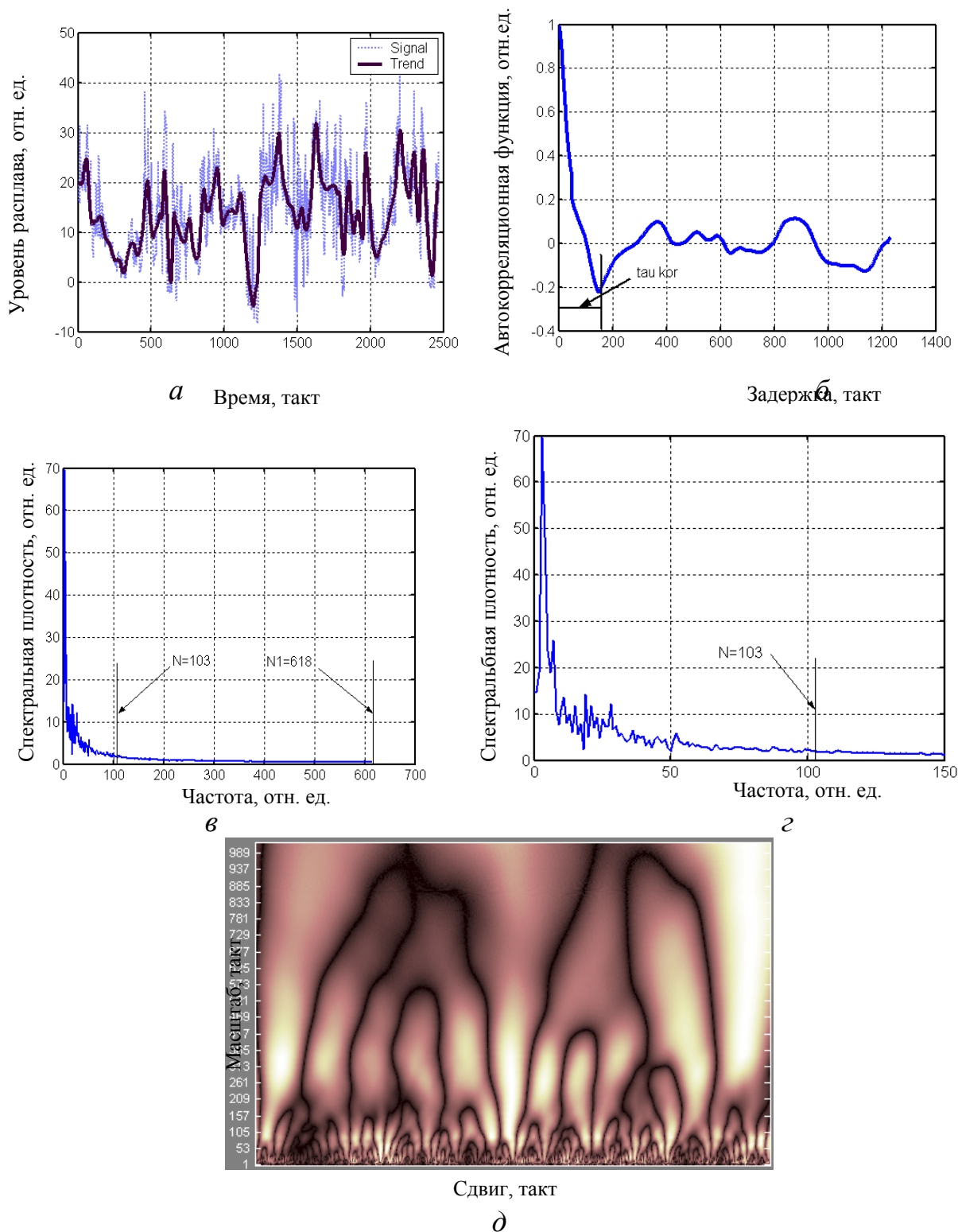


Рис. 3.2. Временная реализация УР (Signal) и его тренда (Trend) (а), автокорреляционная функция тренда (б), спектральная плотность сигнала УР (в, г) и его вейвлет преобразование (д)

В соответствии с теоремой восстановления Котельникова-Шеннона [166] интервал дискретизации связан с верхней частотой в спектре f_g выражением:

$$\Delta t \leq 1/(2f_g) \text{ или } f_g \leq 1/(2\Delta t). \quad (3.4)$$

При рассматриваемом количестве точек (интервалов) в спектре $N_1 = 618$ (см. рис. 3.2.в), для которого в соответствии с (3.4) верхняя частота равна

$$f_{e1} \leq 1/(2\Delta t_1), \quad (3.5)$$

величина разрешения (интервал дискретизации) по частоте составляет:

$$\Delta f = 1/(N_1 \cdot \Delta t_1) = 1/(618 \cdot 5 \text{ мин} \cdot 60 \text{ с} / \text{мин}) = 5,393 \cdot 10^{-6} \text{ Гц}. \quad (3.6)$$

При этом, поскольку разрешение по частоте одно и то же, то справедливы выражения $f_{e1} = N_1 \cdot \Delta f$ и $f_e = N \cdot \Delta f$, откуда, с учетом (3.4) и (3.5), определим количество отсчетов N в спектре, соответствующих f_e :

$$N = N_1 \cdot \Delta t_1 / \Delta t = 618 \cdot 5 \text{ мин} / 30 \text{ мин} = 103 \text{ отсчета}. \quad (3.7)$$

Тогда ошибка ε_e , обусловленная отсечением энергии на верхних частотах (в полосе $f_e - f_{e1}$), определяется как:

$$\varepsilon_e = \frac{\sum_{i=N}^{N_1-1} S_i}{\sum_{i=0}^{N_1-1} S_i}, \quad (3.8)$$

где S_i – значение спектральной плотности сигнала УР в i -той точке по оси частот.

Выполненные расчеты (см. приложение В) показали, что с учетом вычета из спектра уровня шумов ошибка вычисления составляет $\varepsilon_e = 0,065 = 6,5\%$, что является вполне приемлемым.

Таким образом, поскольку выполнены все условия согласно выражениям (3.1)-(3.3), то окончательно принимаем значение интервала управления ТС ДП на уровне $\Delta t = 30 \text{ мин}$.

Тогда, для компенсации запаздывания по каналам управления максимальная глубина прогноза n должна составлять (см. выражение (3.3)):

$$n = (\Delta t + \tau_{\text{макс}}) / \Delta t = 10 \text{ тактов}, \quad (3.9)$$

а среднее время между выпусками чугуна составляет:

$$n_q = \bar{t}_q / \Delta t = 5 \text{ тактов}. \quad (3.10)$$

3.1.2. Определение характеристик тренда уровня расплава доменной печи.

Определим характеристики состояния процесса, порождающего тренд УР ДП, в соответствии с методикой идентификации нелинейных динамических процессов, изложенной в п. 2.3.2.

Время-частотные характеристики сигнала УР приведены на рис. 3.2. По их виду можно сказать о нерегулярности процесса, который его порождает. Это vyplывает из нерегулярного вида временной реализации сигнала тренда (см. рис. 3.2,а), авторегрессионного вида его корреляционной функции (рис. 3.2,б), наличия значительной части энергии спектра сигнала в низкочастотной области (рис. 3.2,в и г) и самоподобного (фрактального) характера его вейвлет преобразования (ветвистая структура на рис. 3.2,д сохраняется на разных масштабах).

Построение фазовых портретов тренда УР при размерности фазового пространства $d \leq 3$ и вариации задержки от 0 до 10 тактов не позволило найти закономерность движения. Это может быть вызвано или большим уровнем шума в сигнале, или пребыванием порождающего процесса в неустановившемся режиме, или размерность фазового пространства процесса больше 3.

Расчеты, выполненные с помощью программы Fractan [167], позволили определить для тренда УР его корреляционную энтропию K_C , корреляционную размерность D_C и показатель Херста H (рис. 3.3).

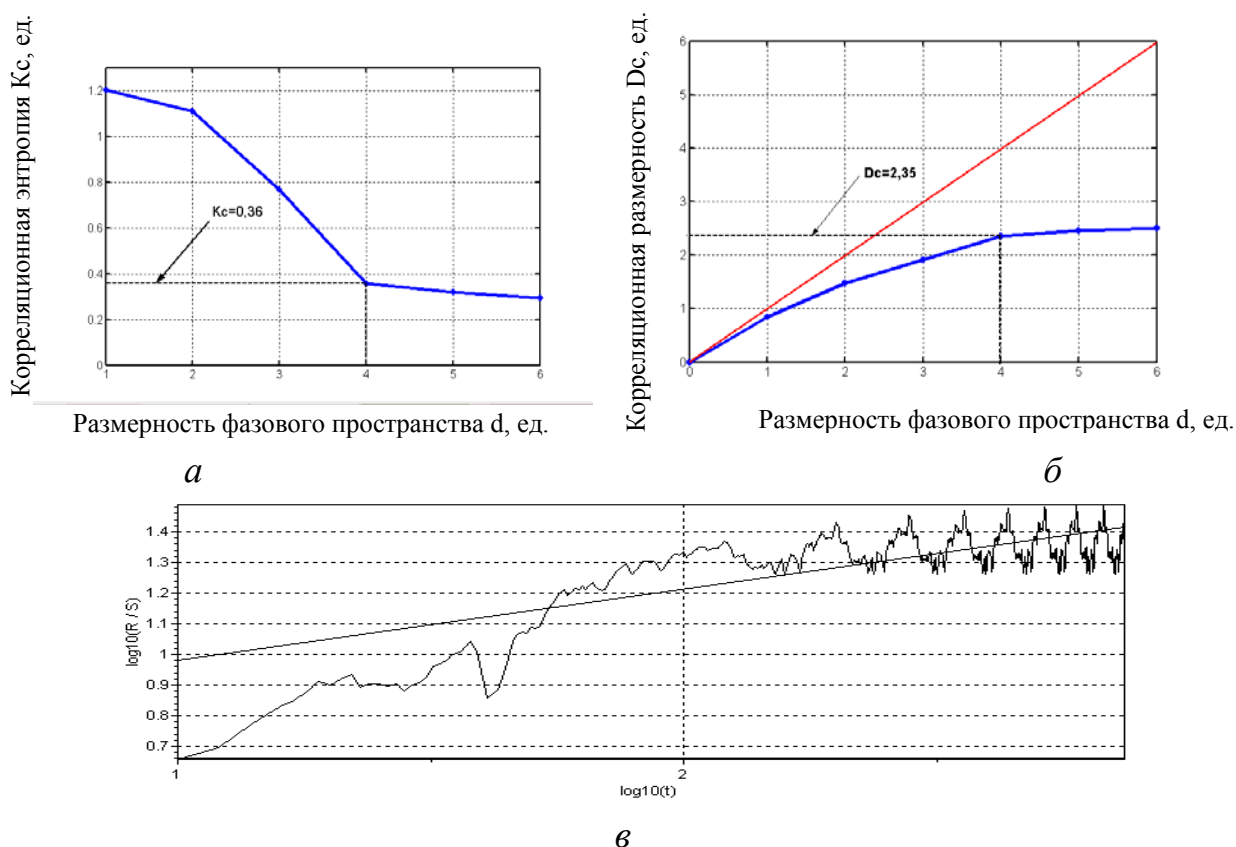


Рис. 3.3. Корреляционные энтропия (а) и размерность (б), а также показатель Херста (в) для тренда УР ($\Delta t = 30$ мин)

Их значения для ДП-6 НТМК составили: $K_C = 0,36$, $D_C = 2,35$ и $H = 0,23$. При этом, интервал точной предсказуемости (глубина точного прогноза) согласно (2.29) составила $T_C = 4,46$ такта (длительностью $\Delta t = 30$ мин). На большее время возможно только статистическое прогнозирование, глубина которого зависит от корреляционной функции процесса [159].

Для определения размерности d фазового пространства (глубины памяти) тренда УР по выражению (2.26) вычислена ее оценка сверху $d \leq 5,7 \approx 6$, а для оценки снизу анализировалась зависимость $D_C(d)$, представленная на рис. 3.3,б.

Размерность d , начиная с которой D_C перестает изменяться, является минимальной размерностью вложения аттрактора (состояния порождающей системы), то есть наименьшая целая размерность фазового пространства, которая содержит весь аттрактор.

Из рис. 3.3,б следует, что корреляционная размерность D_C практически перестает увеличиваться (входит в насыщение) при размерности фазового пространства $d \geq 4$. Таким образом получаем, что $4 \leq d \leq 6$.

Показатель Херста позволяет классифицировать временные ряды и определять эволюцию их порождающих систем. Его полученное значение $H = 0,23 < 0,5$ характеризует тренд УР, как эргодический изменчивый процесс, состоящий из частых спадов-подъемов. Т.е. увеличение (уменьшение) значений процесса в прошлом означает их вероятное уменьшение (увеличение) в будущем.

3.1.3. Прогнозирование тренда уровня расплава доменной печи.

В соответствии с методикой идентификации нелинейных динамических процессов (см. п. 2.3.2) вторым этапом идентификации является реконструкция модели процесса, порождающего тренд УР ДП.

При этом осуществляется выбор типа прогнозирующего АФА (с его базисными функциями и параметрами), которые оптимальным образом настраиваются под экспериментальные сигналы (временные последовательности) согласно принятому критерию точности.

Для прогнозирования тренда УР использовались линейный (Лин), нейронечеткий (Anfis), нейровейвлетный (НВ) и нейросетевой (НС) АФА, рассмотренные в п. 2.3.1.

В качестве ЛинАФА использовался адаптивный КИХ-фильтр 8-го порядка с нормализованным градиентным алгоритмом [119] и шагом адаптации, равным 0,75.

В НВ АФА [155] использовались вейвлеты типа симлет пятого порядка с двумя уровнями разложения и каскадной НС с 32 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое.

Для построения остальных нелинейных АФА использовалась структура Винера-Гаммерштайна (см. рис. 2.11) с количеством линий задержек на входе (глубиной памяти), равной размерности фазового пространства тренда УР $d = 4$, определенной в п. 3.1.2.

В качестве нейронечеткого (Anfis) АФА использовалась система нечеткого вывода структуры Сугэно [122] с колоколообразной функцией принадлежности и 15 эпохами обучения.

В НС АФА использовалась каскадная НС прямого распространения [122] с 64 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое, а количество циклов обучения составляло не более 300..

Исходная последовательность тренда УР разбивалась поровну на обучающую и проверочную последовательности, а в качестве критерия оптимизации использовалась относительная среднеквадратическая ошибка ε между реальными и прогнозируемыми значениями тренда УР в проверочной последовательности.

Моделирование АФА выполнялось с глубиной прогноза до 40 тактов ($40 \cdot \Delta t = 40 \cdot 30 \text{ мин} = 1200 \text{ мин} = 20 \text{ час}$).

Результаты моделирования представлены в табл. 3.1 и на рис. 3.4.

В табл. 3.1 приведены значения относительной ошибки ε на глубину прогноза $n = 10$ тактов, необходимой для компенсации запаздывания по каналам управления (см. выражение (3.9)) и на интервал точной предсказуемости $T_C = 4,46$ такта. Кроме того, приведены затраты времени на обучение (адаптацию) рассматриваемых АФА, нормированные по количеству тактов прогнозирования (глубине прогноза).

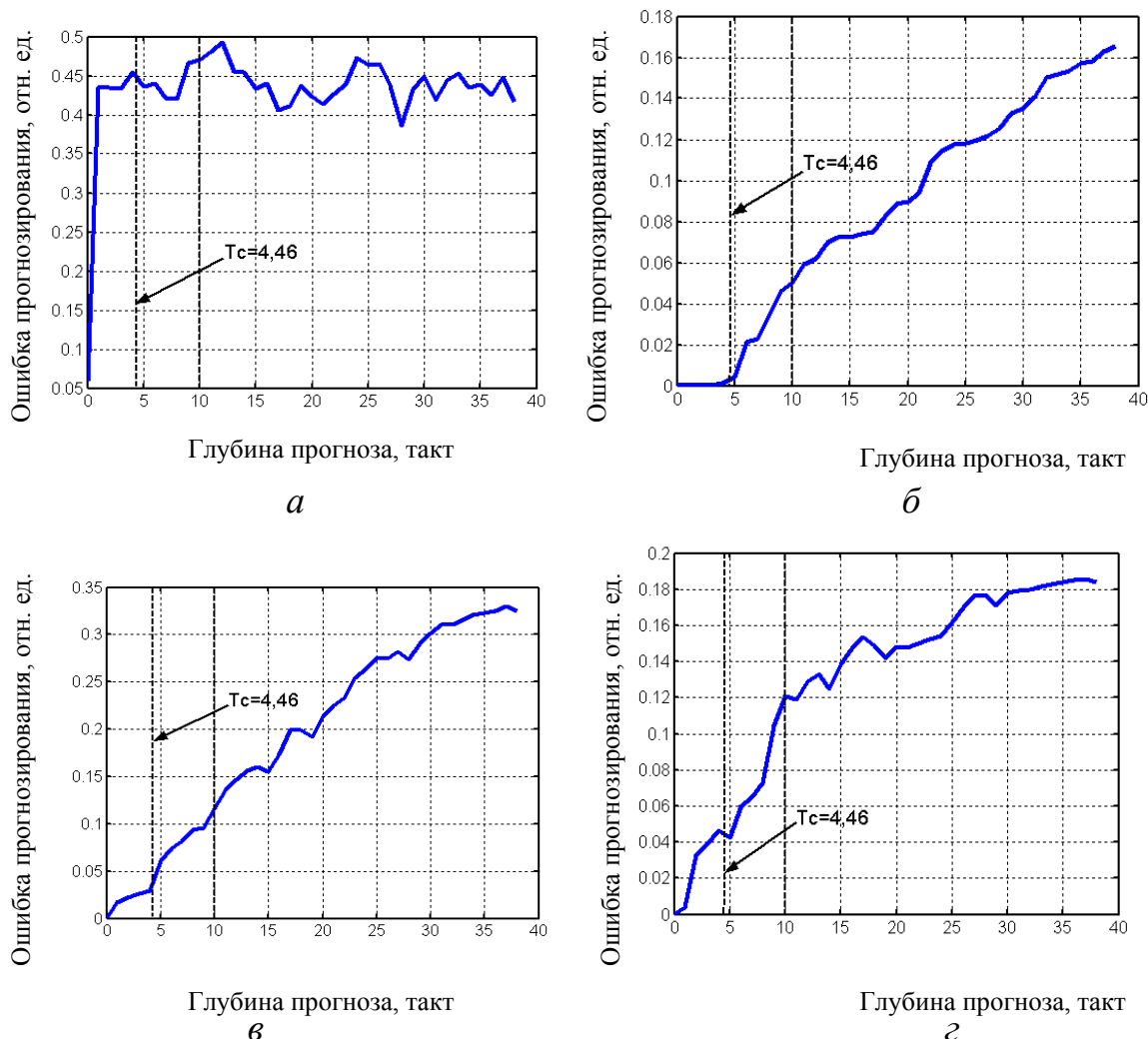


Рис. 3.4. Зависимость ошибки прогноза тренда УР от ее глубины для различных АФА:линейного (а), нейронечеткого (б), нейровейвлетного (в) и нейросетевого (г)

Таблица 3.1

Ошибки прогноза и время обучения для различных АФА

Тип АФА	Лин	Anfis	НВ	НС
Ошибка прогноза на 10 тактов, %	47,1/43,6	5,21/0,42	11,6/6,13	12,1/4,25
Время обучения, с/такт	0,13	4,55	4,46	13,9

В результате моделирования установлено, что тренд УР порождается существенно нелинейным процессом, поскольку нелинейные АФА имеют относительно небольшие ошибки прогнозирования, а линейный АФА практически неработоспособен (его ошибка прогнозирования составляет $\varepsilon > 40\%$ – см. рис. 3.4,а).

Среди нелинейных Anfis превосходит НС АФА по точности прогнозирования, при этом НС АФА требует в 3 раза больше времени на его обучение.

При этом, Anfis и НВ АФА имеют практически одинаковое время обучения, но НВ АФА более, чем в 2 раза уступает Anfis по точности.

Таким образом, наименьшую ошибку прогнозирования тренда УР имеет Anfis АФА и при этом требует небольшое время на свое обучение.

Статистическая проверка по непараметрическому критерию знаков [168] показала, что прогнозирование с помощью Anfis АФА адекватно с вероятностью 0,99 рассмотренной экспериментальной реализации тренда УР при глубине прогноза до $n = 10$ тактов.

3.2. Структура и алгоритм работы адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи с прогнозированием

3.2.1. Структура системы управления тепловым состоянием доменной печи.

Пусть динамика ОУ (ТС ДП) описывается нелинейным разностным уравнением [169], аналогичным (2.1):

$$\hat{x}[k+n] = F\{x[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}; \quad k = \overline{k_j, k_{j+1}-1}, \quad j = 0, 1, 2, \dots, \quad (3.11)$$

где F – обобщенная функция (алгоритм) преобразования; $\hat{x}[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k]$ – векторы (матрицы) оценки состояния ОУ (тренда УР $\hat{U} \in \hat{x}$ в соответствии с (2.4)), его управления, возмущения, шумов и параметров до текущего времени k ; k_j, k_{j+1} – начальные такты последовательных этапов (циклов) управления; n - требуемая глубина прогноза для компенсации чистого запаздывания по каналу управления и времени на синтез управления.

В п. 2.1 отмечалось, что адаптивные САУ, в которых недостаток априорной информации восполняется за счет соответствующей обработки текущей информации, позволяют сократить сроки проектирования, настройки и испытаний, а также обеспечить эффективное управление в условиях возмущений и неконтролируемости изменений свойств ОУ [110, 112]. При этом, в беспойсковых адаптивных САУ предварительно производится идентификация ОУ, а затем, зная параметры ОУ, вычисляются коэффициенты регулятора.

Поскольку ТС ДП имеет значительные запаздывания по каналам управления, то для их компенсации используются прогнозирующие модели ОУ, реализуемые с помощью АФА (см. п. 2.3.1).

Предлагаемая САУ ТС ДП (рис. 3.5) состоит из двух локальных подсистем (контуров), реализующих управление сверху (режимом загрузки) и снизу (режимом дутья).

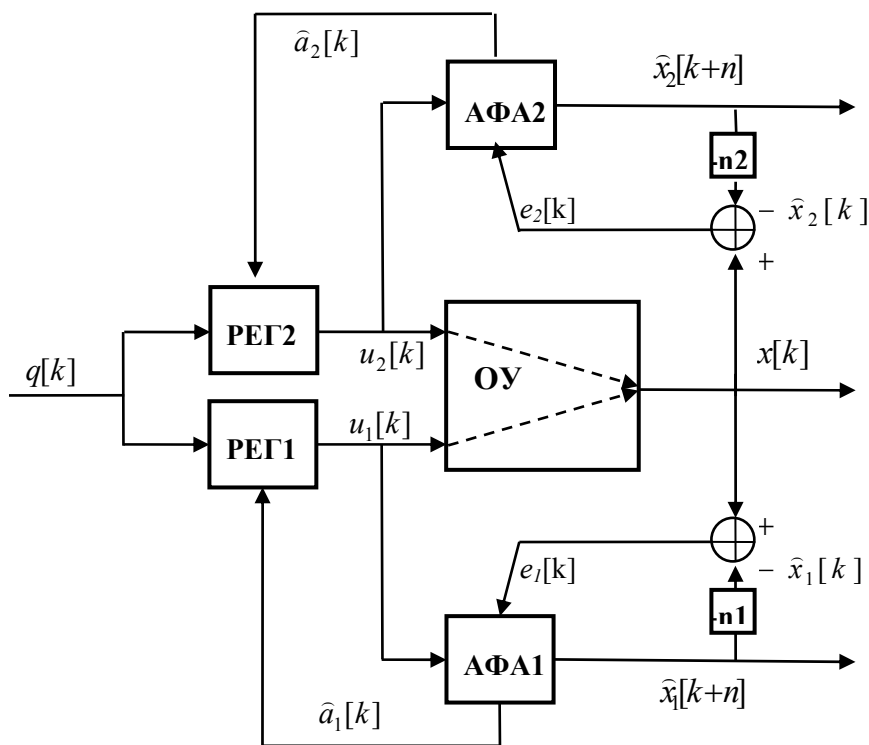


Рис. 3.5. Структура САУ тепловым состоянием доменной печи

Здесь блоки и параметры с индексом 1 соответствуют локальному контуру управления снизу, а с индексом 2 – контуру управления сверху. При этом требуемые глубины прогноза n_1 и n_2 определяются через запаздывания по этим каналам в соответствии с выражением (3.9).

В этой САУ по заданному значению $q[k]$ регуляторы РЕГ1 и РЕГ2, параметры которых скорректированы по результатам идентификации ОУ с помощью адаптации коэффициентов $\hat{a}_1[k], \hat{a}_2[k]$ АФА1 и АФА2 (см. п. 2.3.1), вырабатывают управляющие воздействия $u_1[k]$ и $u_2[k]$, влияющие на состояние ОУ $x[k]$.

Как отмечалось в п. 2.1 адаптивные САУ ТС ДП должны строиться как оптимальные в смысле качества управления, что, в основном, выражается в точности воспроизведения задающих воздействий:

$$J = \|q[k] - x[k]\| \rightarrow \min, \quad (3.12)$$

где, в соответствии с (2.2), $\hat{U} \subset x$ и $\{U^3, \Delta U^3\} \subset q$ – оценка тренда УР и его заданные значения, соответственно.

Для идентификации ОУ нашли распространение беспоисковые алгоритмы параметрической идентификации с адаптивной моделью, ориентированные на функционирование в реальном масштабе времени, к которым относятся, например, градиентные алгоритмы [110, 129]. Процесс идентификации при этом заключается в адаптации параметров a по величине функционала ошибки J_e между реальным выходом и откликом модели (градиентом функционала в пространстве параметров):

$$\hat{a}[k] = \hat{a}[k-1] - K_a \cdot \nabla_{\hat{a}} J_e \{x[k], \hat{x}[k], k\}, \quad (3.13)$$

где $\hat{a}[k]$ – оценка вектора адаптируемых параметров в текущем такте; $\nabla_{\hat{a}} = (\partial / \partial \hat{a})^T$ – символ градиента; K_a – заданная матрица коэффициентов.

Здесь функционал ошибки J_e имеет, обычно, квадратичный вид:

$$J_e = E\{(e[k])^2\} = E\{(x[k] - \hat{x}[k])^2\}, \quad (3.14)$$

где E – математическое ожидание, $e[k] = x[k] - \hat{x}[k]$ – ошибка.

АФА (модель ОУ) становится оптимальным при $\hat{a} = a_{opt}$, когда $J_e = 0$, тогда задача адаптации заключается в нахождении оптимальных коэффициентов путем итеративного определения градиента поверхности минимальной среднеквадратической ошибки (3.14).

Поскольку АФА, реализуемые посредством использования Anfis и НС (см. п.п. 2.3.1 и 3.1.3), осуществляют векторную обработку данных, то учет контролируемых возмущений $w[k]$ в выражении (3.11) не вызывает принципиальных трудностей (их учет увеличивает размерность входных данных АФА, не изменяя алгоритм обработки), то дальше при синтезе управления учет контролируемых возмущений не рассматривается.

При реализации САУ ТС ДП могут использоваться регуляторы различных типов (РЕГ1 и РЕГ2 на рис. 3.5), как оригинальные (самонастраивающиеся), так и стандартные (ПИ, ПИД и др.).

3.2.2. Локальная САУ с самонастраивающимся регулятором и прогнозирующей моделью.

Для автоматического управления в условиях ограниченной априорной информации предлагается самонастраивающаяся система с интеллектуальным прогнозированием выхода ОУ с помощью АФА, структура которой приведена на рис. 3.6 [169, 170].

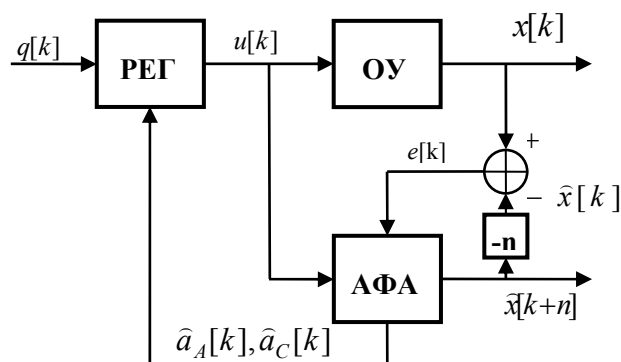


Рис. 3.6. Структура САУ с самонастраивающимся регулятором и прогнозирующей моделью

Согласно классификации [110] – это адаптивная САУ с идентификацией ОУ путем настройки его модели или, другими словами, беспоисковая адаптивная система непрямого адаптивного управления с эталонной обучаемой моделью.

ОУ и регулятор (РЕГ) образуют основной контур системы, а АФА образует информационный контур и выполняет роль эталонной прогнозирующей модели (аппроксимации) ОУ, по которой корректируются коэффициенты регулятора. То есть, это САУ с разомкнутым основным и замкнутым информационным контурами.

Синтез адаптивного управления в этой САУ на такте k заключается в:

- адаптации (оценке) параметров АФА $\hat{a}[k]$ по величине ошибки модели ОУ (3.11) (например, согласно (3.13) по градиенту функционала (3.14)), а затем вычислении по адаптированному АФА прогноза выхода ОУ $\hat{x}[k+n]$;

- вычислении по заданию на следующий такт управления $q[k+1]$ ошибки управления:

$$\varepsilon[k] = q[k+1] - \hat{x}[k+n] \quad (3.15)$$

и определении по ней значения управления $u[k]$, которое потом реализуется на ОУ.

Известно [110], что для нелинейного ОУ задача управляемости сводится к задаче решения нелинейных уравнений этих ОУ, а способность к адаптации основного контура обеспечивается качеством адаптации модели ОУ (малым значением J_e), что реализует его параметрическую инвариантность и является структурной характеристикой основного контура, которая выражает компенсацию влияния параметрических возмущений на динамические характеристики ОУ.

Рассмотрим более детально процедуру определения управления $u[k]$. Целью управления является обеспечение нулевой ошибки $\varepsilon^*[k] = q[k+1] - x[k+n] = 0$, где $x[k+n]$ – соответствующий заданию $q[k+1]$ выход ОУ. При этом, поскольку сигнал $x[k+n]$ в момент времени k не

наблюдается, то используется его оценка (прогноз) по АФА $\hat{x}[k+n]$, что согласно (3.12) соответствует критерию управления для стохастического ОУ:

$$J_\varepsilon = E\{(\varepsilon[k])^2\} = E\{(q[k+1] - \hat{x}[k+n])^2\} \rightarrow \min. \quad (3.16)$$

Тогда значение управления $u[k]$ с учетом (3.11) и (3.15) определяется из уравнения:

$$E\{(q[k+1] - F\{x[k], u[k], \xi[k], a[k], k\})^2\} = 0, \quad (3.17)$$

что соответствует минимуму функционала (3.16) и является задачей минимизации функции одной переменной ($u[k]$).

Решение (3.17) относительно $u[k]$ в зависимости от вида функции F находится известными аналитическими или численными методами [110, 171].

При линейно входящем управлении в модели (3.11) определение управления не требует дополнительного привлечения специальных методов. Так, пусть модель ОУ (3.11) может быть представлена в виде уравнения с линейно входящим управлением:

$$\hat{x}[k+n] = A\{x[k], \hat{a}_A[k]\} + C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot u[k], \quad (3.18)$$

где A – функция части ОУ, инвариантной к управлению (функция автономного движения ОУ); C – функция чувствительности управления; $\hat{a}_A[k]$, $\hat{a}_C[k]$ – вектора настраиваемых (адаптируемых) параметров функций A и C , соответственно.

Если параметры $\hat{a}_A[k]$, $\hat{a}_C[k]$ известны (адаптированы, например, в соответствии с (3.13), (3.14)), то управляющее воздействие на текущем такте определяется согласно (3.18) по уравнению регулятора (при $x[k+n] = q[k+1]$ и $\hat{x}[k+n] \approx x[k+n]$), которое имеет вид:

$$u[k] = \frac{q[k+1] - A\{x[k], \hat{a}_A[k]\}}{C\{x[k], \hat{a}_C[k]\}}. \quad (3.19)$$

ОУ общего вида (3.11) может быть приведен к форме (3.18) разными способами [110, 112, 172]. Во-первых, если синтезированные управления имеют малый диапазон изменения Δu вокруг значения u^0 , то путем линеаризации функции F по u выражение (3.11) можно записать как:

$$\hat{x}[k+n] = F\{x[k], u^0[k], \xi[k], a[k], k\} + (\partial F / \partial u)_{u=u^0} \cdot \Delta u, \quad (3.20)$$

где $A\{x[k], \hat{a}_A[k]\} = F\{x[k], u^0[k], \xi[k], a[k], k\}$ и $C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} = (\partial F / \partial u)_{u=u^0}$ в соответствии с (3.18).

Однако, при таком подходе сужается диапазон управляющих воздействий и, соответственно, снижается эффективность управления.

Более продуктивным является способ, когда управлением является не управляющее воздействие, а его скорость (изменение значения управляющей координаты на текущий такт) [112]:

$$u^*[k] = u[k] - u[k-1]. \quad (3.21)$$

Тогда модель (3.11) с учетом (3.21) приобретает расширенный вид:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}[k+n] \\ u[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ u[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \cdot u^*[k] \quad (3.22)$$

или более компактно

$$\vec{x}[k+n] = \vec{A} + \vec{C} \cdot u^*[k], \quad (3.23)$$

где I – единичная матрица; $\vec{x}[k+n] = \{\hat{x}[k+n], u[k]\}^T$; $\vec{A} = \{F, u[k-1]\}^T$; $\vec{C} = \{0, I\}^T$; $\{\hat{a}_A, \hat{a}_C\} \subset \hat{a}$; $n \geq 1$.

Этот способ приводит к расширению фазового пространства и, в общем случае, требует переформулировки функционала (3.16), но не снижает эффективность управления.

Окончательно расширенное уравнение регулятора в соответствии с (3.19) и (3.23) имеет вид:

$$u^*[k] = (\vec{q}[k+1] - \vec{A}) \cdot \vec{C}^{-1}, \quad (3.24)$$

где $\vec{q}[k+1] = \{q[k+1], u[k]\}^T$.

3.2.3. Локальная адаптивная САУ с ПИД-регулятором и прогнозирующей моделью.

Пропорционально-интегрально-дифференциальные регуляторы (ПИД-Р) широко используются в системах управления технологическими процессами, включая, нелинейными ОУ [20, 110]. Их преимуществами является быстрое действие, отклик как на отклонение, так и на скорость изменения управляемой координаты.

Структура адаптивной САУ с ПИД-регулятором и прогнозирующей моделью в виде АФА приведена на рис. 3.7 [169, 170]. Это замкнутая САУ как по основному, так и информационному контурам.

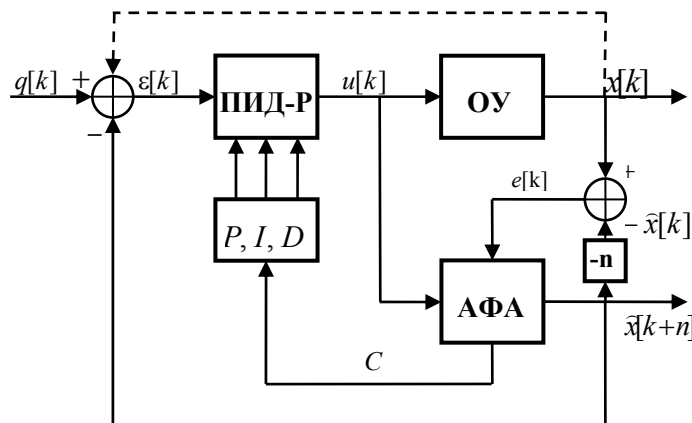


Рис. 3.7. Структура адаптивной САУ с ПИД-регулятором и прогнозирующей моделью

Синтез адаптивного управления в этой САУ также включает процедуру вычисления прогноза $\hat{x}[k+n]$ по адаптированной модели ОУ, которая аналогична рассмотренной выше, и процедуру определения управляющего воздействия $u[k]$, которая имеет определенные особенности.

ПИД-регулятор реализует закон управления в виде идеализированного уравнения [173]:

$$u(t) = K_p \cdot \varepsilon(t) + K_I \cdot \frac{1}{T_I} \int_0^t \varepsilon(t) dt + K_D \cdot T_D \frac{d\varepsilon(t)}{dt}, \quad (3.25)$$

где K_p, K_I, K_D – коэффициенты усиления ПИД-каналов; T_I, T_D – постоянные времени интегрального и дифференциального каналов; $\varepsilon(t)$ – ошибка управления.

В соответствии с (3.25) дискретное уравнение ПИД-регулятора имеет вид:

$$u[k] = u[k-1] + P[k] \cdot (\varepsilon[k] - \varepsilon[k-1]) + I[k] \cdot \varepsilon[k] + D[k] \cdot (\varepsilon[k] - 2\varepsilon[k-1] + \varepsilon[k-2]), \quad (3.26)$$

где $\varepsilon[k]$ – ошибка управления (3.15), а параметры $S = \{P, I, D\}$ соответствуют коэффициентам K_p, K_I, K_D в выражении (3.25).

Таким образом, процедура определения управляющего воздействия $u[k]$ в этой САУ заключается в нахождении значений параметров S , которые согласно (3.26) определяют значение управляющего воздействия $u[k]$, являющегося решением уравнения (3.17) и соответствующего минимуму функционала (3.16). Это является задачей минимизации функции нескольких переменных. При этом, решение (3.17) относительно S в зависимости от вида функции F находится известными аналитическими или численными методами [110, 171].

Так, например, при удовлетворении требований по использованию градиентных методов (гладкость функции F и ее дифференцируемость) минимуму функционала (3.16) с учетом (3.26) соответствует:

$$\partial J_\varepsilon[k] / \partial S[k] = 0; \quad S[k] = \{P[k], I[k], D[k]\}, \quad (3.27)$$

откуда текущие значения параметров $S[k]$ определяются (адаптируются) аналогично выражению (3.13):

$$S[k] = S[k-1] - \alpha_S \cdot \partial J_\varepsilon[k] / \partial S[k], \quad (3.28)$$

где $\alpha_S = \{\alpha_P, \alpha_I, \alpha_D\}$ – коэффициенты настройки ПИД-каналов.

Для моделей ОУ с линейно входящим управлением (3.18), выражение (3.28) в соответствии с (3.26) принимает вид:

$$P[k] = P[k - 1] + \alpha_P \cdot \varepsilon[k] \cdot C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot (\varepsilon[k] - \varepsilon[k - 1]); \quad (3.29)$$

$$I[k] = I[k - 1] + \alpha_I \cdot \varepsilon[k] \cdot C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot \varepsilon[k]; \quad (3.30)$$

$$D[k] = D[k - 1] + \alpha_D \cdot \varepsilon[k] \cdot C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot (\varepsilon[k] - 2\varepsilon[k - 1] + \varepsilon[k - 2]). \quad (3.31)$$

3.3. Оценка качества адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи

Оценка качества выполнялась путем оценки точности локальных САУ с помощью моделирования с использованием разработанных программ.

В качестве моделей ОУ использовались: последовательно соединенные апериодическое звено с запаздыванием и безинерционное квадратичное звено (PIT2) – структура Винера-Гаммерштайна [110], нелинейная динамическая модель теплопередачи (NLD) [130], а также модели каналов управления сверху (PITtop) и снизу (PITbat) в виде линейных апериодических звеньев с запаздыванием [20, 52].

Из особенностей ДПР глубина прогноза по каналам управления сверху принята $n_2 = 10$ такта, а по каналу управления снизу – $n_2 = 3$ такта. При этом, глубина памяти в соответствии с результатами, полученными в п. 3.1.2, принята равной 4 тактам.

В качестве задания (Set-point) использовалась ступенчатая функция Хевисайда, а время наблюдения составляло 256 тактов (около 5 суток при выбранном интервале управления). Нестационарность ОУ составляла 10...20 % от номинальных значений их параметров за время наблюдения.

Для прогнозирования состояния ОУ использовался АФА (АФА) в виде Anfis с колоколообразной функцией принадлежности, 2 уровнями разложения по входам и 15 эпохами обучения [122].

Моделировалась работа адаптивной САУ с самонастраивающимся регулятором и прогнозирующей моделью (СНС+АФА), адаптивной САУ с ПИД-регулятором и прогнозирующей моделью (PID+АФА), а также САУ с ПИД-регулятором без прогнозирования состояния ОУ (PID).

Для решения оптимизационной задачи (3.16), (3.17) в системе СНС+АФА использовался метод золотого сечения, а в системах с ПИД-регулятором – симплекс-метод Нелдера-Мида (Nelder-Mead) [165]. В качестве меры точности прогнозирования и управления использовались относительные среднеквадратические ошибки $\bar{\varepsilon}$ и $\bar{\varepsilon}$, соответствующие выражениям (3.14) и (3.16).

Результаты управления ОУ с помощью рассмотренных САУ приведены на рис. 3.8, а значения ошибок прогнозирования и управления ОУ – в таблице 3.2.

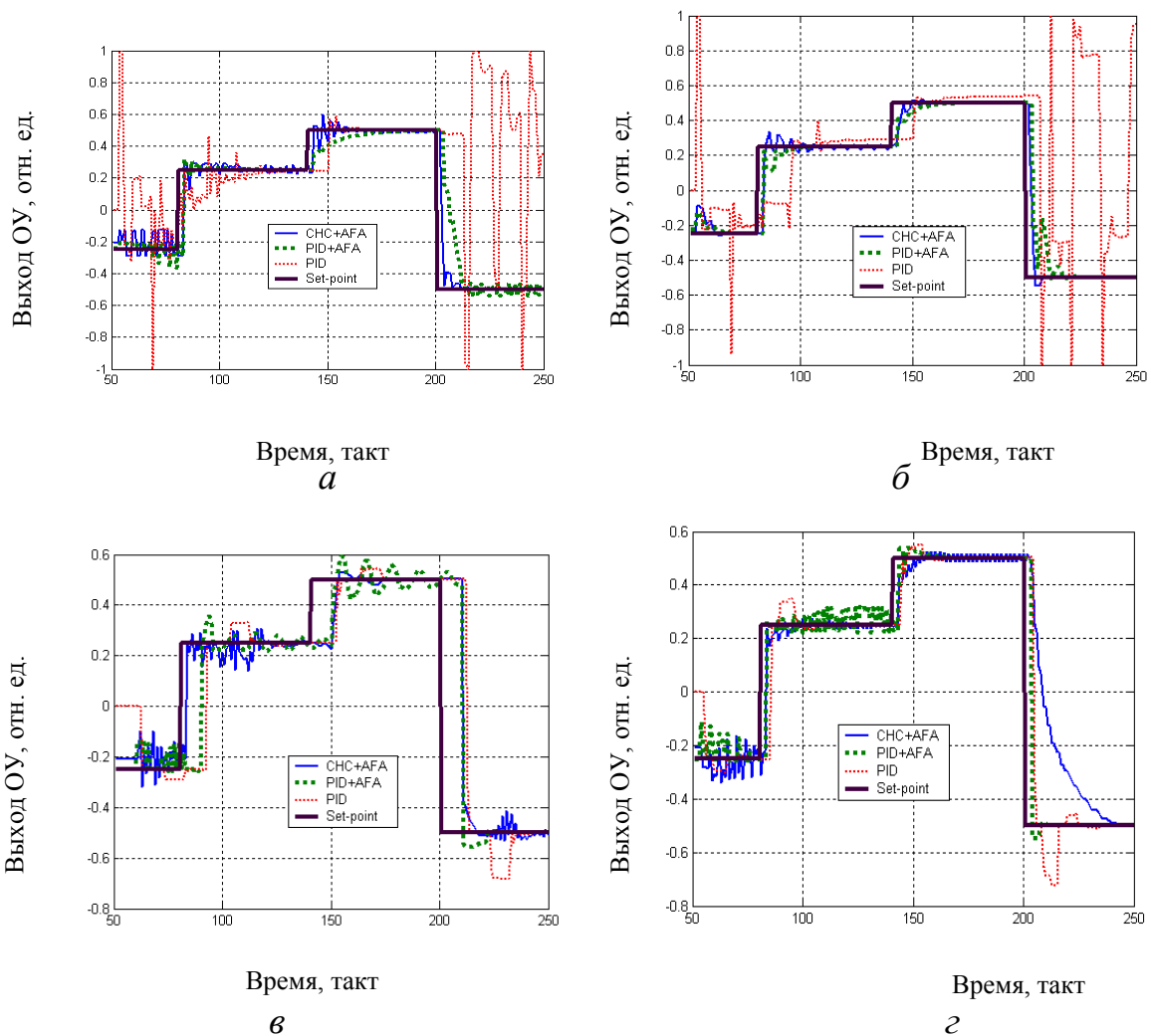


Рис. 3.8. Результаты управления нелинейными ОУ: PIT2 (а) и NLD (б), а также линейными ОУ: PITtop (в) и PITbat (г)

Ошибки прогнозирования ОУ рассчитывались при уровнях шумов измерений, равных 0 и 0,1 от уровня входного воздействия.

В результате моделирования определено, что точность прогноза с помощью АФА на основе Anfis для нелинейных ОУ (PIT2 и NLD) в 1,5...3,2 раза выше, чем для линейных (PITtop и PITbat) и с увеличением шума измерения изменяется незначительно.

Таблица 3.2

Ошибки прогнозирования и управления ОУ

Объект управления	Ошибка прогнозирования \bar{e} , отн. ед.		Ошибка управления $\bar{\varepsilon}$, отн. ед.		
	Шум = 0	Шум = 0,1	CHC+AFA	PID+AFA	PID
PIT2	0,019	0,024	0,028	0,047	0,206
NLD	0,017	0,026	0,023	0,029	0,187
PITtop	0,055	0,087	0,085	0,093	0,102
PITbat	0,024	0,058	0,081	0,064	0,068

Анализ результатов управления свидетельствует, что для нелинейных ОУ системы с интеллектуальным прогнозированием (СНС+АФА и PID+АФА) имеют в 4...7 раз меньшую ошибку управления, чем САУ без прогнозирования (PID). При этом система СНС+АФА имеет, в целом, большую точность, чем система PID+АФА, а система PID имеет перерегулирование больше 150 %. Для линейных ОУ качество рассмотренных САУ является сравнимым.

Статистическая проверка по критерию знаков [168] показала значимость полученных выводов.

В целом ошибки управления определяются ошибками прогнозирования. Предобучение АФА улучшает сходимость алгоритмов адаптации и, соответственно, обеспечивает снижение ошибки управления.

Время синтеза управления на один такт прогноза при вычислении на процессоре Pentium IV составляет: для СНС+АФА – 1,4...2,7 с; для PID+АФА – 3,6...4,7 с и для PID – 0,07...0,13 с, что не вносит временных ограничений на применение этих систем в контурах управления ТС ДП.

ГЛАВА 4

ТЕХНИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АДАПТИВНОЙ САУ ТЕПЛОВЫМ СОСТОЯНИЕМ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ

4.1. Техническая реализация САУ тепловым состоянием доменной печи

4.1.1. Оценка тренда уровня расплава доменной печи.

В пункте 3.1.1 по экспериментальным данным определено, что среднее время между выпусками чугуна составляет $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$. Тогда, тренд представляет собой значения УР ДП, усредненные по этому времени \bar{t}_q .

Одним из эффективных способов усреднения сигналов является их низкочастотная фильтрация, реализуемая, например, с помощью линейных цифровых фильтров нижних частот (ФНЧ) [147].

Очевидно, что для такого ФНЧ частота среза составляет $f_{cp} = \bar{t}_q^{-1}$, а период дискретизации сигнала должен быть равен интервалу управления ТС ДП $\Delta t = 30 \text{ мин}$ (см. п. 3.1.1).

Разработка фильтра заключается [147] в определении его структуры, расчете коэффициентов, анализе влияния конечной разрядности, а также в определении программно-аппаратной реализации фильтра.

Выберем цифровой ФНЧ со структурой с БИХ, поскольку она обладает большей простотой и гибкостью при реализации по сравнению с КИХ. При этом, в качестве типа фильтра выберем фильтр Баттерворта, который имеет равномерную амплитудно-частотную характеристику (АЧХ) и линейную фазо-частотную характеристику (ФЧХ) в полосе пропускания [174].

В результате расчетов с помощью пакета Filter Design [165] приняты решения и получены результаты, изложенные ниже [175].

Для удобства моделирования был введен масштаб времени $M_t = \Delta t / 1с = 1800$, тогда условный интервал дискретизации равен $\Delta t^y = \Delta t / M_t = 1с$, а условная частота среза составляет $f_{cp}^y = M_t / \bar{t}_q \approx 0,2 \text{ Гц}$.

Таким образом, для возврата к шкале реального времени необходимо условное время умножить на M_t , а для получения реальной частоты – условную частоту разделить на M_t .

Порядок цифрового ФНЧ принят равным 8. Его структура состоит из четырех одинаковых, последовательно соединенных секций второго порядка (рис. 4.1), а значения его коэффициентов приведены в табл. 4.1.

Кроме того, ограниченная разрядность (в 16 бит) несущественно влияет на вид его АЧХ (на рис. 4.3.а АЧХ теоретического фильтра (Reference) и фильтра с ограниченной разрядностью (Quantized) совпадают, также как и их ФЧХ на рис. 4.3.б).

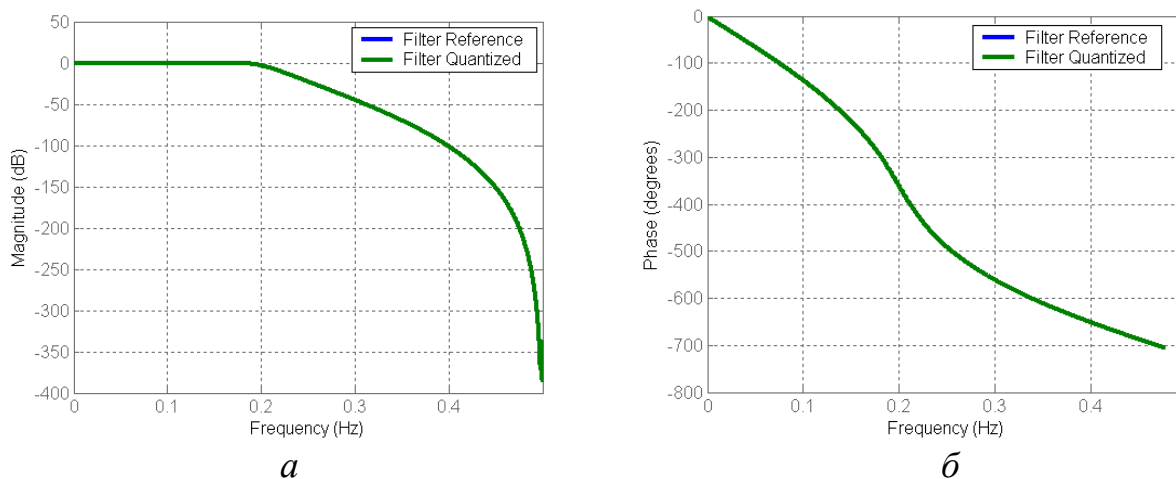


Рис. 4.3. АЧХ (а) и ФЧХ (б) цифрового ФНЧ

Результаты фильтрации сигнала УР ДП линейным цифровым ФНЧ, вычисленные с помощью разработанной программы, представлены на рис. 4.4.

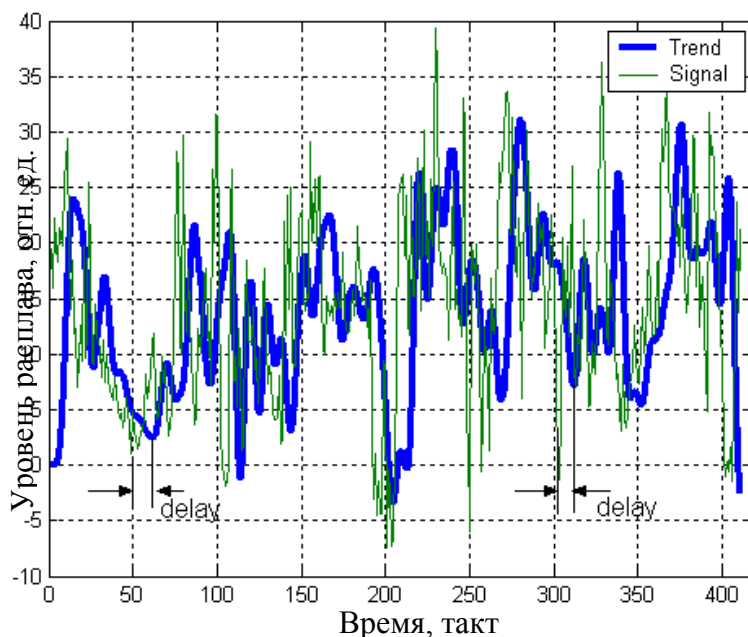


Рис. 4.4. Сигнал УР (Signal) и его тренд (Trend), полученные с помощью цифрового ФНЧ

Анализ этого рисунка показывает, что между трендом и сигналом имеется существенный фазовый сдвиг (задержка), составляющий $delay \approx 20 \cdot \Delta t = 10 \text{ часов}$.

Наличие фазового сдвига является обязательным свойством физически реализуемых временных фильтров [166]. Вместе с тем, этого недостатка лишены фильтры с частотным или время-частотным (вейвлет) преобразованиями. При этом, в фильтрах с преобразованиями по сравнению со сверткой во временной области в 3,7 раза сокращается объем вычислений.

Причем, поскольку сигнал УР ДП нестационарен, то для выделения его тренда следует выбрать время-частотный ФНЧ на базе вейвлет со свойствами ортонормированности, компактности и восстановления без потерь [156]. Схема такого фильтра приведена на рис. 4.5.

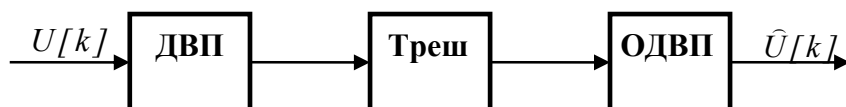


Рис. 4.5. Схема вейвлет ФНЧ

Здесь фильтрация основывается на дискретном вейвлет преобразовании (ДВП) сигнала, пороговом ограничении коэффициентов вейвлет разложения – трешолдинге (Треш) и обратном ДВП (ОДВП) модифицированных вейвлет коэффициентов.

Вейвлет-разложение сигнала УР $U[k]$ осуществляется по нескольким уровням детализации: $l = \overline{1, L}$.

Для низкочастотной фильтрации при трешолдинге необходимо отбрасывать вейвлет коэффициенты детализации уровней разложения l , которые имеют масштаб m_l , меньше среднего времени между выпусками чугуна $m_l < \bar{t}_q$.

Тогда ОДВП по вейвлет коэффициентам аппроксимации и модифицированным коэффициентам детализации формирует тренд УР $U[k]$.

В результате расчетов с помощью пакета Wavelet Toolbox [165] приняты решения и получены результаты, изложенные ниже [175].

Поскольку отношение времени усреднения \bar{t}_q к интервалу дискретизации Δt составляет $\bar{t}_q / \Delta t \approx 5$, то количество уровней разложения вейвлет коэффициентов детализации принято $L = 3$. При этом, коэффициенты уровней разложения 1 и 2: $2^1 = 2 < 5$ и $2^2 = 4 < 5$ обнуляются, а коэффициенты уровня 3: $2^3 = 8 > 5$ ограничиваются.

В качестве базисного вейвлета использовался симлет пятого порядка.

Вейвлет коэффициенты сигнала УР и его тренда приведены на рис. 4.6.

Результаты фильтрации сигнала УР ДП с помощью вейвлет ФНЧ, вычисленные по разработанной программе, представлены на рис. 4.7.

На этом рисунке видно, что задержка между сигналом и его трендом отсутствует. Кроме того, вейвлет ФНЧ по сравнению с линейным цифровым ФНЧ обладает лучшими сглаживающими свойствами, что видно из рис. 4.8.

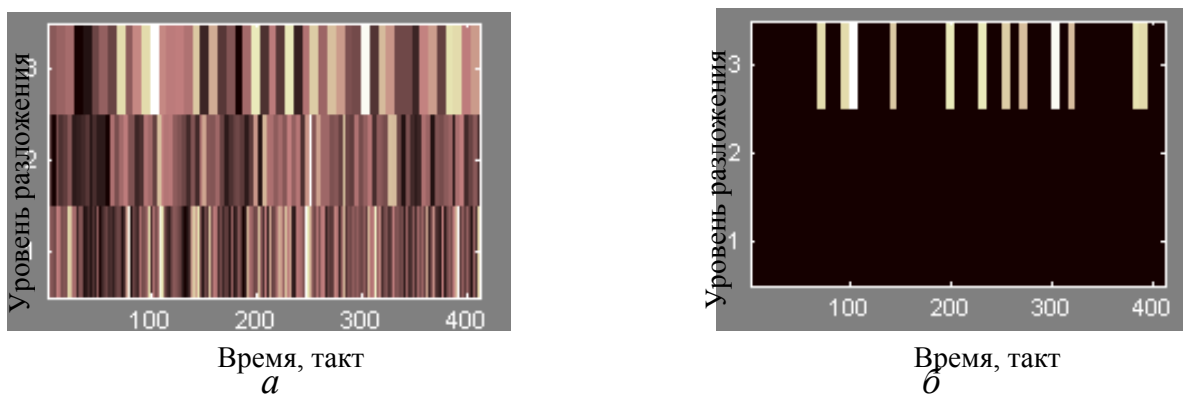


Рис. 4.6. Вейвлет коэффициенты сигнала УР (а) и его тренда (б)

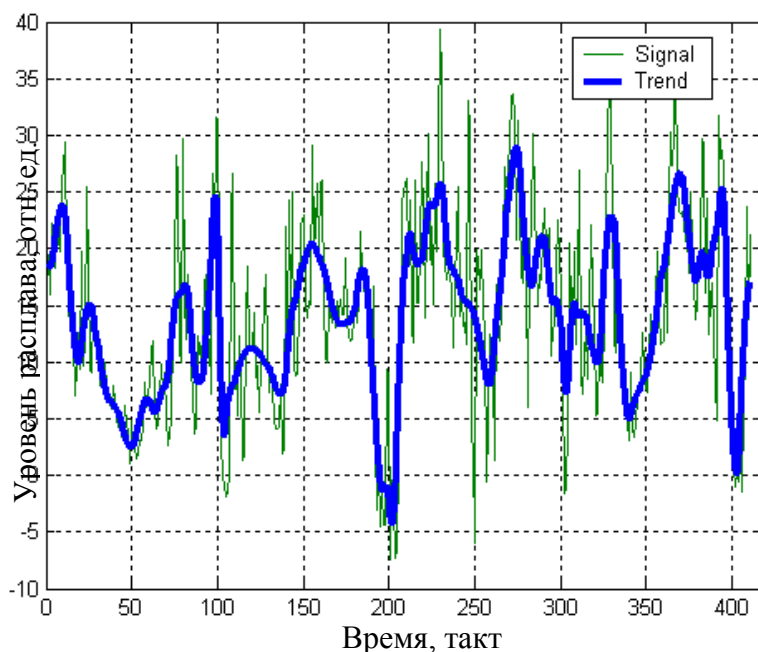


Рис. 4.7. Сигнал УР (Signal) и его тренд (Trend), полученные с помощью вейвлет ФНЧ

Основой технической (аппаратной) реализации цифрового и вейвлет ФНЧ является цифровой сигнальный процессор (DSP) типа TMS320VC5509 (Texas Instruments) с ядром TMS320C55x. Такая архитектура имеет высокую производительность вычислений при низком энергопотреблении.

Функциональная схема (рис. 4.9) технической реализации ФНЧ состоит из аналоговой и цифровой частей. Аналоговая часть содержит датчики теплосодержания металлоприемника (датчики УР) разработки ООО НПП «Азов-Черметавтомати-ка» с преобразователем ток-напряжение (I/U) и нормализацией к уровню опорного напряжения.

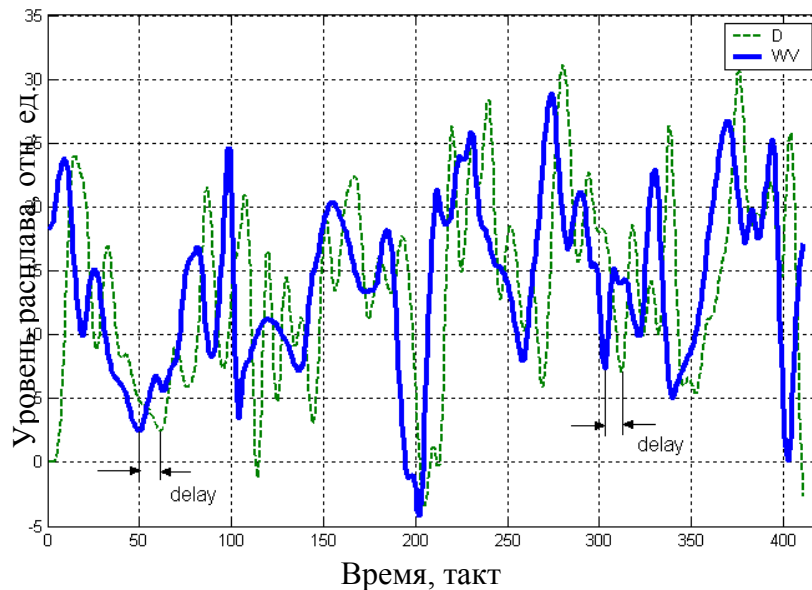


Рис. 4. 8. Тренд УР ДП по линейному цифровому (D) и вейвлет (WV) ФНЧ

Сигнал преобразователя (U_{in}) поступает на вход AIN0 аналого-цифрового преобразователя DSP, где превращается в 16 (17) - битовый код.

Для хранения коэффициентов цифровых фильтров используется микросхема внешней памяти EPROM Flash Koeff, которая подключена к DSP.

В аналогичной памяти EPROM Flash Program размещаются программы обработки сигналов.

Для определения состояния устройства используется блок индикации, а для двусторонней связи с внешними системами используется полнодуплексный последовательный порт (интерфейс RS-485) с выходной микросхемой взаимного превращения сигналов уровней TTL и RS.

Выход питания устройства подключен к стабилизатору напряжения, который обеспечивает питание ядра DSP (1,6 В) и питание его периферии и других модулей (3,3 В). Кроме того, этот блок формирует сигнал сброса Reset для DSP по питанию.

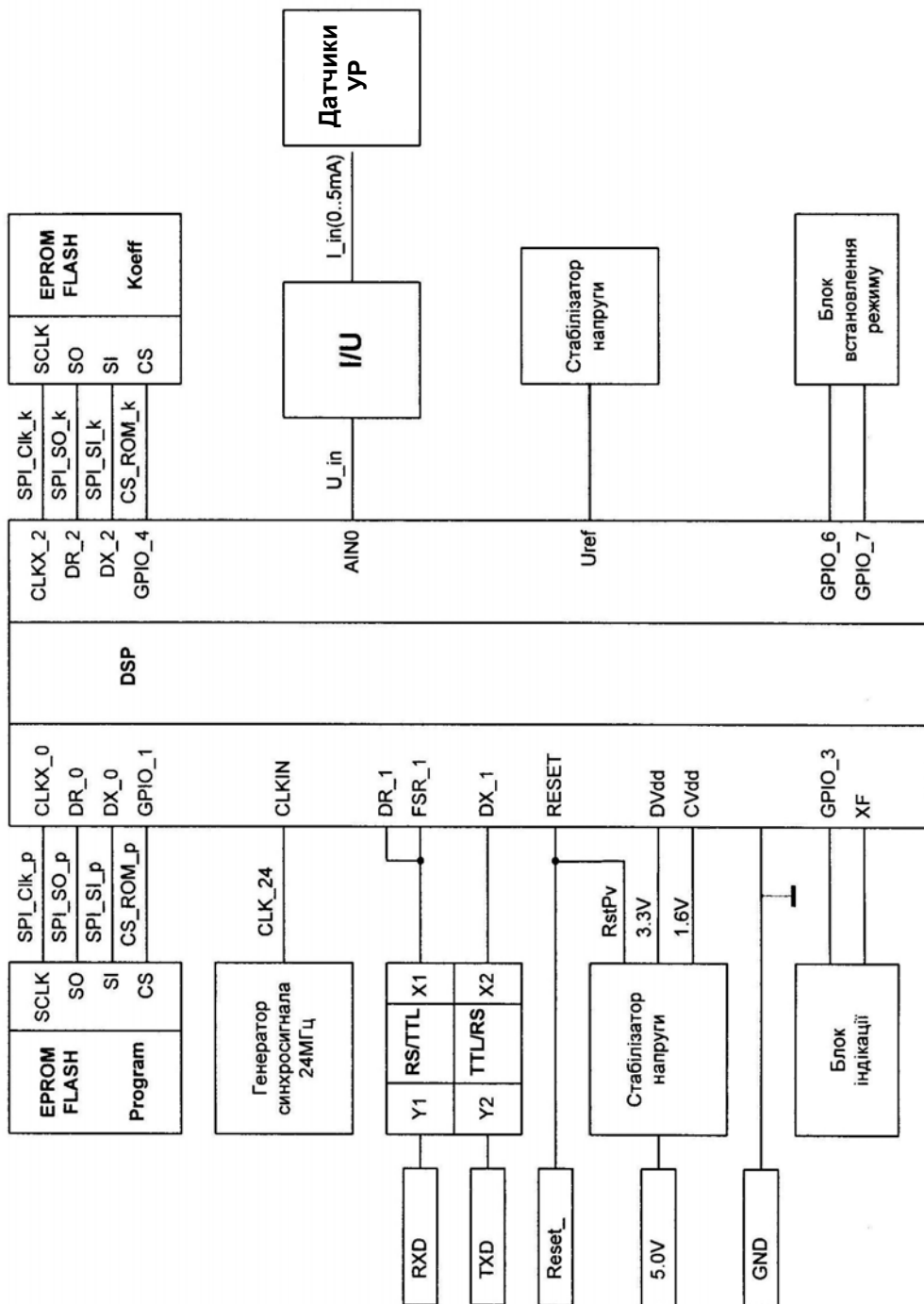


Рис. 4.9. Функциональная схема ФНЧ для выделения тренда УР ДП

4.1.2. Реализация адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи.

Предлагаемая САУ ТС ДП входит в состав автоматизированной системы комплексного контроля, диагностики и управления (АСКУ) процесса доменной плавки, разрабатываемой ООО НПП «Азов-Черметавтоматика».

АСКУ ДП объединяет в себе технические средства для измерения и отображения технологической информации о ходе ДПР и реализации управляющих воздействий, реализуемых на программируемых логических контроллерах, системах хранения и отображения информации, средствах инфокоммуникаций.

АСКУ ДП представляет собой распределенную систему, включающую соответствующие подсистемы, объединенные высокопроизводительной промышленной сетью. В основу этой системы положены следующие принципы:

- построение подсистем автоматизации на базе современных информационных технологий;
- применение высокотехнологичных средств автоматизации, обеспечивающих объединение подсистем в единую АСКУ;
- унификация АСКУ путем использования однотипного оборудования и программного обеспечения, общих серверных ресурсов и единых информационных баз.

Периодичность выпуска продуктов плавки из ДП (в том числе и при наличии нескольких леток) оказывает основное влияние на нестационарность протекания технологического процесса. Так, при выпуске жидких продуктов плавки происходит вынос тепла с чугуном и шлаком, т.е. снижение теплосодержания металлоприемника ДП. При закрытии чугунной летки происходит обратный процесс – повышается теплосодержание металлоприемника. Таким образом, контроль тепловых процессов, связанных с циклами «накопление-выпуск» жидких продуктов плавки является одним из наиболее объективных методов оценки ТС горна ДП.

Для контроля циклов «накопления-выпуска» чугуна на ДП устанавливаются специальные термодатчики контроля теплосодержания металлоприемника (разработки ООО НПП «Азов-Черметавтоматика»). Датчики располагают в 4-х отверстиях по окружности между холодильниками верхней лещади. Регистрация процесса «накопление-выпуск» осуществляется с помощью установленного на ДП аппаратно-программного комплекса и визуализируется у технологического персонала на технических средствах.

Система контроля ТС ДП, использующая информацию от датчиков, позволяет:

- визуально контролировать циклы «накопления-выпуска» жидких продуктов плавки в реальном времени и принимать решения о своевременном выпуске;
- прогнозировать тепловой режим горна ДП;
- прогнозировать значения показателей качества чугуна на выпуске: температуры чугуна, содержания кремния и серы в нем.

В автоматизированном режиме на этапе идентификации по экспериментальным данным определяются статистические характеристики (среднее время между выпусками, коэффициенты взаимной корреляции) циклов «накопления-выпуска» чугуна и осуществляется выбор интервала управления.

На основе полученных результатов с помощью вейвлет фильтрации выделяют тренд УР и с помощью методов нелинейной динамики определяют характеристики (размерность (глубину памяти), интервал точного прогнозирования и показатель Херста) процесса, порождающего этот тренд.

Разработка и реализация адаптивной САУ ТС ДП (рис. 4.10) включают этапы идентификации, прогнозирования и синтеза управления.

В автоматическом режиме на скользящем временном интервале на основе поступающих данных осуществляется обучение и адаптация АФА (линейного, нейронечеткого, нейросетевого и нейровейвлетного), которые реконструируют прогнозирующие модели: тренда УР, последовательностей температуры чугуна, содержания кремния и серы в чугуне на выпуске, а также прогнозирующие модели ОУ по каналам управления «сверху» («рудная нагрузка - тренд УР») и «снизу» («расход природного газа (угольной пыли) - тренд УР»).

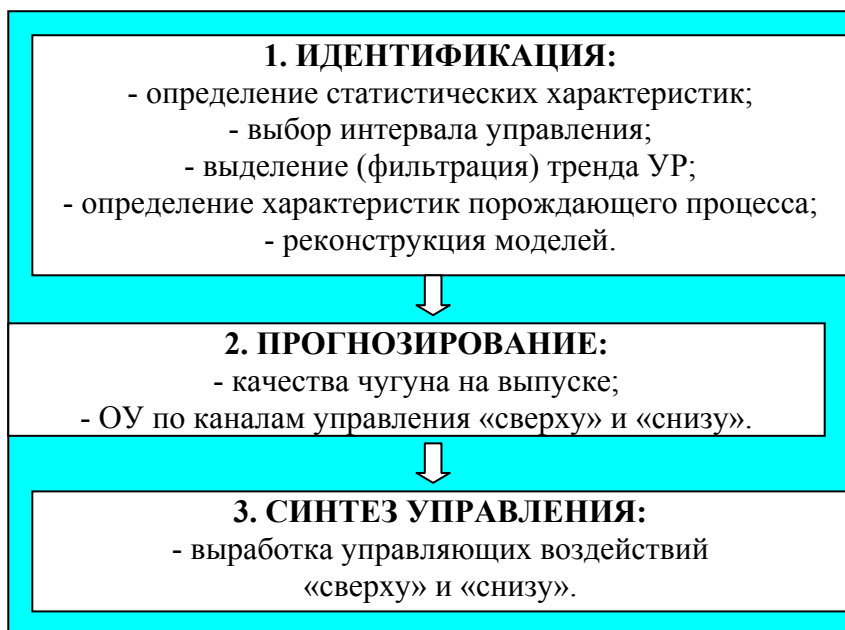


Рис. 4.10. Этапы разработки и реализации САУ ТС ДП

Глубины прогнозов моделей выбираются из технологических условий (для показателей качества чугуна на выпуске) и из условия их превышения суммы времени запаздывания в соответствующих каналах управления, времени поиска управляющих воздействий, а также времени их отработки исполнительными механизмами.

Результаты прогнозирования качества чугуна на выпуске отображаются на терминалах технологического персонала, а результаты прогнозирования ОУ используются для синтеза управляющих воздействий «сверху» и «снизу» с целью стабилизации заданного значения тренда УР (заданного ТС ДП).

САУ ТС ДП улучшает использование природного газа в процессе доменной плавки и снижает удельный расход кокса не менее, чем на 2 кг/т чугуна относительно базового значения.

Структура комплекса технических средств САУ ТС ДП содержит микропроцессорные контроллеры, промышленные серверы и автоматизированные рабочие места (операторские станции), элементная база которых может выбираться в соответствии с требованиями конкретного металлургического комбината.

Для реализации предлагаемой САУ по техническим характеристикам могут быть использованы компьютерные средства фирм General Electric, Kontron, Advantech и др. Как стандартное базовое программное обеспечение может использоваться комплекс программных средств TRACE MODE 6 с основным сетевым протоколом TCP/IP.

4.2. Экспериментальные исследования

4.2.1. Идентификация теплового состояния.

Экспериментальные исследования проводились в условиях Мариупольского металлургического комбината им. Ильича.

В соответствии с полученными экспериментальными данными, среднее время между выпусками чугуна (длительность плавки) составляет $\bar{t}_q = 116$ мин (около 2 часов), а его среднеквадратическое отклонение – $\sigma_q = 20,2$ мин. Тогда коэффициент вариации длительности плавки – $K_q = \sigma_q / \bar{t}_q = 0,174$.

Значение интервала управления Δt (и дискретизации сигналов) определяется как динамическими свойствами ОУ, так и спектральными характеристиками его сигналов.

Для выбора Δt используем условия перехода от непрерывного интервала к его дискретному представлению, а также условие обеспечения требуемой глубины прогноза (для компенсации запаздываний в системе) в соответствии с выражениями (3.1)-(3.3).

Согласно выражению (3.1) получим $\Delta t = 11...22,5$ мин и в соответствии с (3.2) – $\Delta t = 18...60$ мин, откуда значение интервала управления примем равным $\Delta t = 20$ мин.

Для определения динамических свойств сигнала, характеризующего УР, по его мгновенным значениям был получен тренд УР, сглаженный по среднему значению времени плавки $\bar{t}_q = 116$ мин, а также вычислена автокорреляционная функция тренда УР и его спектральная плотность (рис. 4.11).

Задавшись уровнем значимости корреляционной связи 0,2 в соответствии с рис. 4.12.б получим, что интервал корреляции для тренда УР с $\Delta t = 20 \text{ мин}$ составляет $48 \cdot 20 \text{ мин} = 960 \text{ мин}$. Таким образом, для принятого значения Δt выполняется и условие (3.3), поскольку $20 \text{ мин} + 270 \text{ мин} < 960 \text{ мин}$.

Для выделения тренда УР также (см. п. 4.1.1) был выбран время-частотный ФНЧ на базе вейвлет со свойствами ортонормированности, компактности и восстановления без потерь.

Поскольку отношение времени усреднения \bar{t}_q к интервалу дискретизации Δt составляет $\bar{t}_q / \Delta t \approx 6$, то количество уровней разложения вейвлет коэффициентов детализации принято равным 3. При этом, коэффициенты уровней разложения 1 и 2: $2^1=2 < 6$ и $2^2=4 < 6$, – обнуляются, а коэффициенты уровня 3: $2^3=8 < 6$ – ограничиваются. Далее путем обратного вейвлет преобразования по оставшимся коэффициентам формируется тренд (см. рис. 4.11,а).

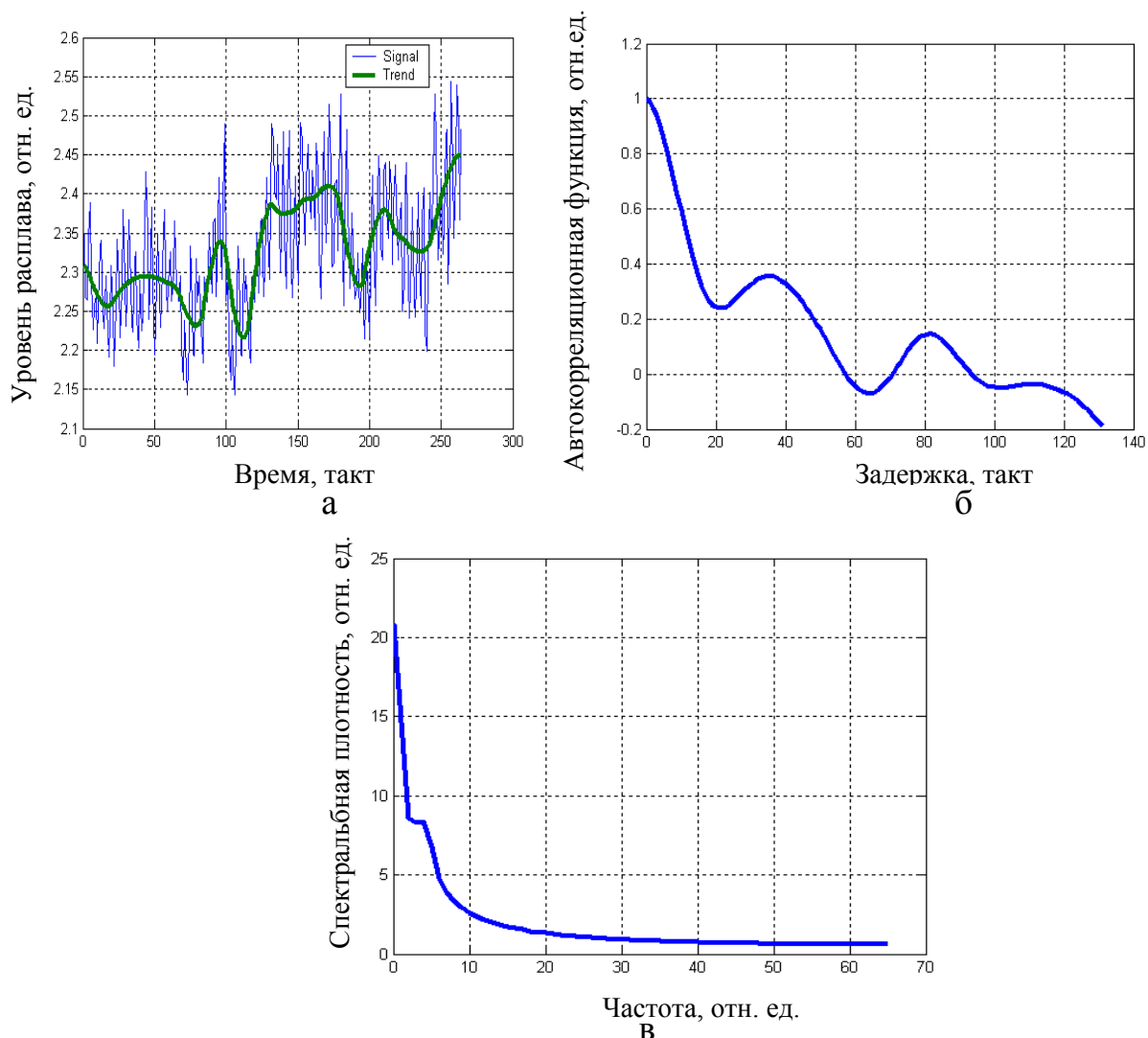


Рис. 4.11. Реализация УР (Signal) и его тренда (Trend) (а), автокорреляционная функция (б) и спектральная плотность (в) тренда

В результате статистической обработки определено, что коэффициенты взаимной корреляции между трендом УР и температурой чугуна, а также содержаниями кремния и серы в чугуне на выпуске составляют менее 0,5.

Использование квадратичной и кубической регрессий не позволили существенно увеличить значения коэффициентов взаимной корреляции.

Поэтому, для оценки существования других нелинейных зависимостей между рассмотренными показателями была использована их аппроксимация (оценка) в виде адаптивной нейросетевой системы нечеткого вывода (Anfis) с колоколообразными функциями принадлежности.

При этом все экспериментальные выборки выборки разбивались на обучающие и проверочные последовательности поровну, а в качестве критерия оптимизации использовалась относительная среднеквадратическая ошибка между реальными значениями показателей и их оценками в проверочных последовательностях.

В результате для условий ДП-3 ММК им. Ильича установлено, что для аппроксимаций с помощью Anfis температуры чугуна и содержания в нем кремния и серы по тренду УР, коэффициенты взаимной корреляции с фактическими значениями показателей составили для: серы – 0,72; кремния – 0,85 и температуры чугуна – 0,91.

Определим характеристики состояния процесса, порождающего тренд УР ДП.

По виду время-частотных характеристик тренда УР можно сказать о нерегулярности процесса, который его порождает. Это следует из нерегулярного вида временной реализации сигнала тренда (см. рис. 4.11,а), авторегрессионного вида его корреляционной функции (рис. 4.11,б) и наличия значительной части энергии спектра сигнала в низкочастотной области (см. рис. 4.11,в).

Расчеты, выполненные с помощью стандартных программ, позволили определить для тренда УР его корреляционную энтропию K_c , корреляционную размерность D_c и показатель Херста H .

Их значения для ДП-3 ММК им. Ильича составили: $K_c = 0,49$, $D_c = 2,21$ и $H = 0,21$. При этом, интервал точной предсказуемости (глубина точного прогноза) составил $T_c = 6,17$ такта (длительностью $\Delta t = 20$ мин). На большее время возможно только статистическое прогнозирование, глубина которого зависит от корреляционной функции процесса.

Для определения размерности d фазового пространства (глубины памяти) тренда УР вычислена ее оценка сверху $d \leq 5$.

Размерность d является размерностью вложения аттрактора (состояния порождающей системы), то есть целая размерность фазового пространства, которая содержит весь аттрактор.

Корреляционная размерность D_c практически перестает увеличиваться (входит в насыщение) при размерности фазового пространства $d \geq 3$. Таким образом получаем, что $3 \leq d \leq 5$.

Показатель Херста позволяет классифицировать временные ряды и определять эволюцию их порождающих систем. Его полученное значение $H = 0,21 < 0,5$ характеризует тренд УР, как эргодический изменчивый процесс, состоящий из частых спадов-подъемов. То есть увеличение (уменьшение) значений процесса в прошлом означает их вероятное уменьшение (увеличение) в будущем.

В соответствии с методикой идентификации нелинейных динамических процессов, рассмотренной в п. 2.3.2, вторым этапом идентификации является реконструкция модели процесса, порождающего тренд УР ДП.

При этом осуществляется выбор типа прогнозирующего АФА (с его базисными функциями и параметрами), которые оптимальным образом настраиваются под экспериментальные сигналы (временные последовательности) согласно выбранному критерию точности.

4.2.2. Прогнозирование теплового состояния.

Решение задачи прогнозирования заключается в интерполяции временного ряда (с помощью аппроксимирующих функций) и экстраполяции значений ряда на будущее по его предыдущим значениям в соответствии с характеристическими функциями (например, для стационарного процесса экстраполяция должна учитывать постоянство статистических моментов часового ряда, а для нестационарных – развитие его тренда во времени) с целью обеспечения выбранного критерия качества.

Для прогнозирования тренда УР использовались линейный (Lin), нейронечеткий (Anfis), нейровейвлетный (WVNN) и нейросетевой (NN) АФА.

В качестве Lin АФА использовался адаптивный КИХ-фильтр 8-го порядка с нормализованным градиентным алгоритмом и шагом адаптации, равным 0,75.

В WVNN АФА использовались вейвлеты типа симлет пятого порядка с двумя уровнями разложения и каскадной НС с 32 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое.

Для построения Anfis и NN АФА использовалась структура Винера-Гаммерштайна с количеством линий задержек на входе (глубиной памяти), равной размерности фазового пространства тренда УР $d = 4$, определенной выше.

В качестве Anfis АФА использовалась система нечеткого вывода структуры Сугэно с колоколообразной функцией принадлежности, двумя уровнями разложения по каждому входу и 15 эпохами обучения.

В NN АФА использовалась каскадная НС прямого распространения с 64 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое, а количество циклов обучения ограничивалось 300.

Исходная последовательность тренда УР разбивалась на обучающую и проверочную последовательности поровну, а в качестве критерия оптимизации использовалась относительная среднеквадратическая ошибка между реальными и прогнозируемыми значениями тренда УР в проверочной последовательности (рис. 4.12).

Моделирование АФА выполнялось с глубиной прогноза 40 тактов ($40 \cdot \Delta t = 40 \cdot 20 \text{ мин} = 800 \text{ мин} \approx 13 \text{ час}$).

Анализ полученных ошибок показывает, что погрешность прогноза не превышает 1,2 %. При этом, наименьшие ошибки имеет NN АФА.

Аналогично выполнялись оценки ошибок прогнозирования показателей качества чугуна на выпуске (рис. 4.13). Глубина прогноза составляла 8 выпусков ($8 \cdot \bar{t}_q = 8 \cdot 116 \text{ мин} = 928 \text{ мин} \approx 15 \text{ час}$). На рис. 4.13 приведены графики ошибок тех АФА, которые дали лучшие результаты.

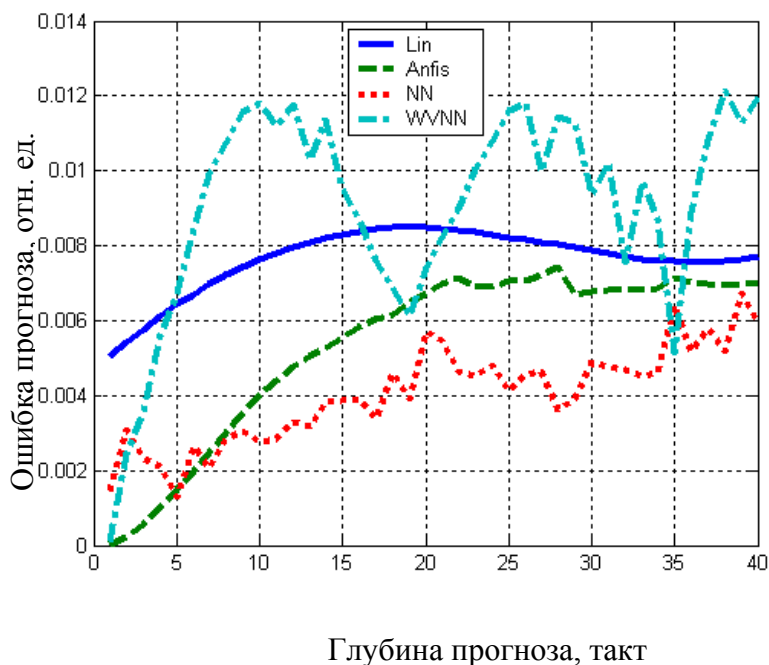


Рис. 4.12. Ошибки прогноза тренда УР для различных АФА: линейного (Lin), нейронечеткого (Anfis), нейросетевого (NN) и нейровейвлетного (WVNN)

При моделировании все показатели были занормированы в предел ± 1 , а их средние значения составили для: температуры чугуна – 1481 °С, содержания кремния – 0,755 % и содержания серы – 0,022 %.

Анализ результатов моделирования показывает, что относительная ошибка прогноза для температуры чугуна не превышает 1 %, а для содержаний кремния и серы – 5 % при глубине прогноза до 8 выпусков чугуна.

Статистическая проверка по непараметрическому критерию знаков подтвердила, что результаты прогноза с уровнем значимости 0,01 адекватны экспериментальным реализациям.

4.2.3. Управление тепловым состоянием доменной печи.

Предпочтительным для САУ ТС ДП, как отмечалось в п. 2.1, является реализация принципа беспоиcкового непрямого адаптивного управления, поскольку при этом основной контур разомкнут, что обуславливает асимптотическую устойчивость САУ.

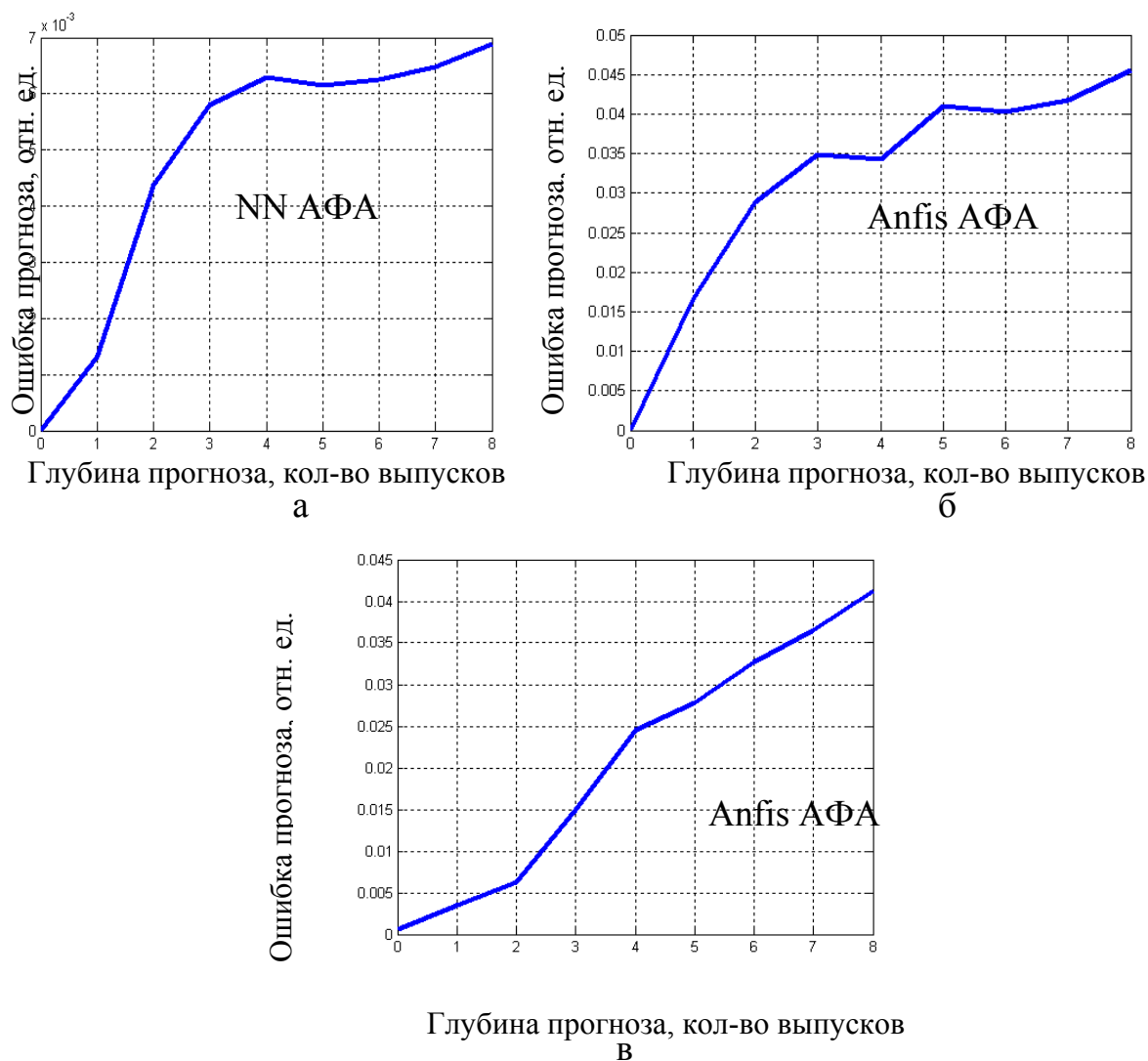


Рис. 4.13. Ошибка прогноза качества чугуна: его температуры (а), содержания кремния (б) и серы (в) в нем

Поскольку ТС ДП имеет значительные запаздывания по каналам управления, то для их компенсации используются прогнозирующие модели ОУ, реализуемые с помощью АФА.

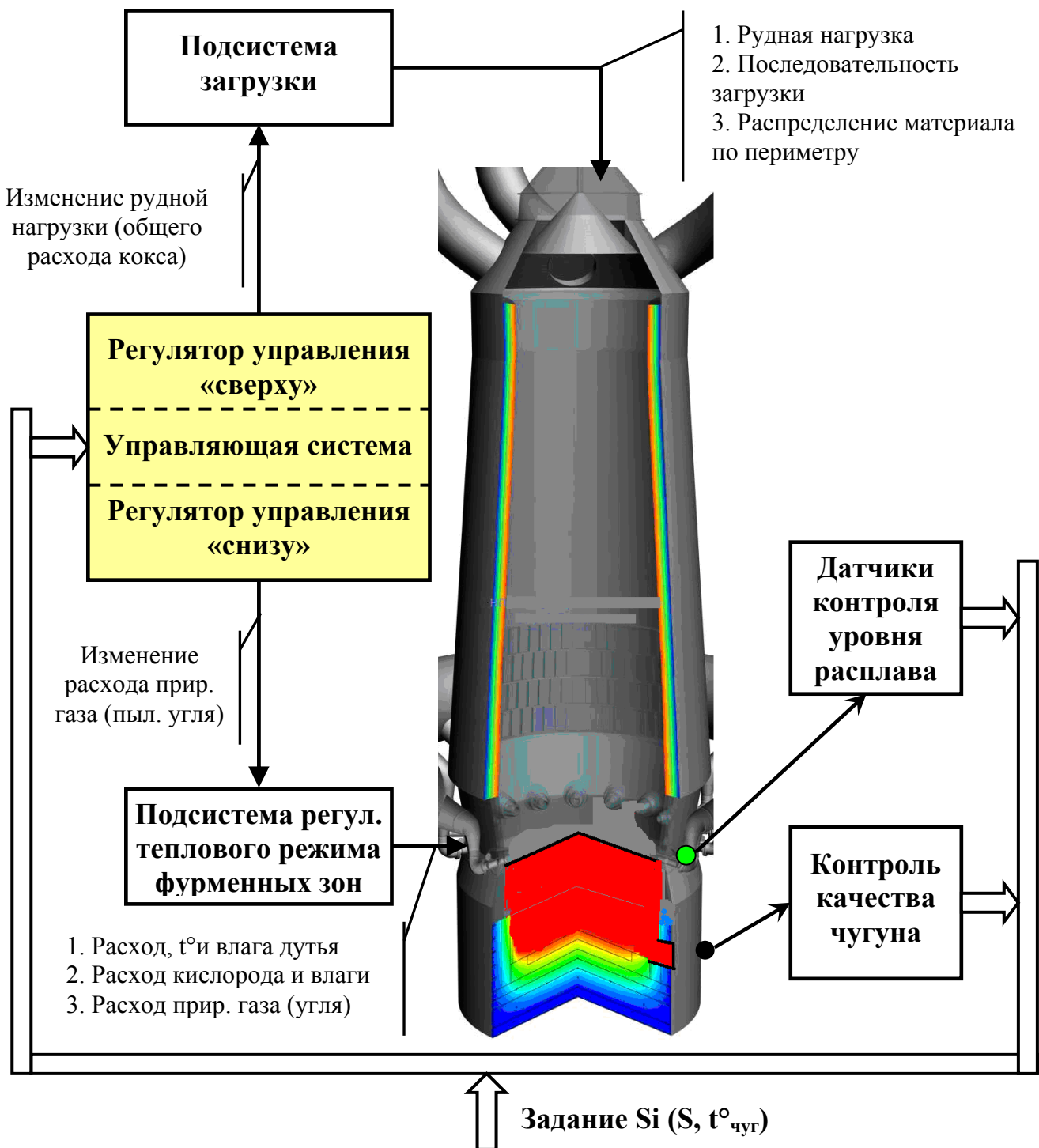


Рис. 4.14. Схема автоматизации управления ТС ДП

Автоматизированная система управления ТС ДП включает предлагаемую управляющую систему с двумя локальными регуляторами, формирующими управление сверху (режимом загрузки) и снизу (режимом дутья), которая представлена на рис. 4.14. По заданному значению содержанию кремния (или серы, или температуры) в чугуне на выпуске, получаемому от системы управления верхнего уровня, в предлагаемой управляемой системе вначале на основе, определенной (см. п. 2.2) нелинейной статистической зависимости

качества чугуна от УР вычисляется соответствующее заданное значение тренда $УР^{зад}$. Далее на основе прогноза тренда УР с помощью АФА выполняется синтез управляющего воздействия снизу (на изменение общего расхода природного газа (пылеугольной смеси)) и управляющего воздействия сверху (на изменение общего расхода кокса в загрузке) с целью стабилизации ТС ДП по $УР^{зад}$. Адаптивная САУ ТС ДП строится как оптимальная в смысле качества управления, что выражается в точности воспроизведения задающих воздействий по требуемому значению тренда $УР^{зад}$, что соответствует стабилизации качества чугуна на выпуске. При реализации таких САУ используются как самонастраивающиеся, так и стандартные ПИД регуляторы [169]. Управляющие воздействия в подсистемах сверху и снизу реализуются в автоматизированном режиме. Оператор принимает решение выполнить или отвергнуть рекомендации по управлению, предложенные управляющей системой (рис. 4.15).



Рис. 4.15. Пример видеокadra работы САУ ТС ДП в автоматизированном режиме

Оценка качества адаптивной САУ выполнялась на основе экспериментальных данных, полученных в условиях ДП-3 металлургического комбината им. Ильича, путем моделирования с использованием разработанных программ в среде Matlab.

Модели каналов управления сверху и снизу представлялись в виде апериодических звеньев с запаздыванием.

Из особенностей ОУ глубина прогноза по каналам управления сверху принята 10 тактам (3,5 часа), а по каналу управления снизу – 3 такта (1 час). При этом, глубина памяти в соответствии с выше полученными результатами принята равной $d = 4$ такта.

В качестве задания (Set-point) использовалось нулевое нормированное значение тренда УР, а время наблюдения составляло 256 тактов (около 3,5 суток при выбранном интервале управления). Нестационарность ОУ составляла 10 % от номинальных значений их параметров за время наблюдения.

Для прогнозирования состояния ОУ использовался NN АФА с каскадной НС прямого распространения с 64 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое, а количество циклов обучения ограничивалось 300.

Моделировалась работа адаптивной САУ с самонастраивающимся регулятором и прогнозирующей моделью [178-180]. При этом, для решения оптимизационной задачи поиска оптимальных по точности управляющих воздействий использовался метод золотого сечения.

В качестве меры точности прогнозирования и управления использовались относительные среднеквадратические ошибки.

Результаты управления ОУ (рис. 4.16) отображают значение тренда УР в неуправляемом (Plant nContr) и управляемом (Plant wContr) режимах, выходы АФА контуров управления сверху (АФА top out) и снизу (АФА bot out), а также изменения управляющих воздействий сверху (Control top) и снизу (Control bot).

Начальные (экспериментальные) данные занормированы в предел ± 1 , а управляющие воздействия – в ± 2 (для удобства восприятия).

Анализ полученных результатов свидетельствует, что снижение среднеквадратического отклонения тренда УР от заданного значения (ошибка управления) в управляемом режиме относительно неуправляемого составляет в 1,59 раз.

Статистическая проверка по критерию знаков подтвердила значимость полученных выводов.

В целом ошибки управления определяются ошибками прогнозирования. Предобучение АФА улучшает сходимость алгоритмов адаптации и, соответственно, обеспечивает снижение ошибки управления.

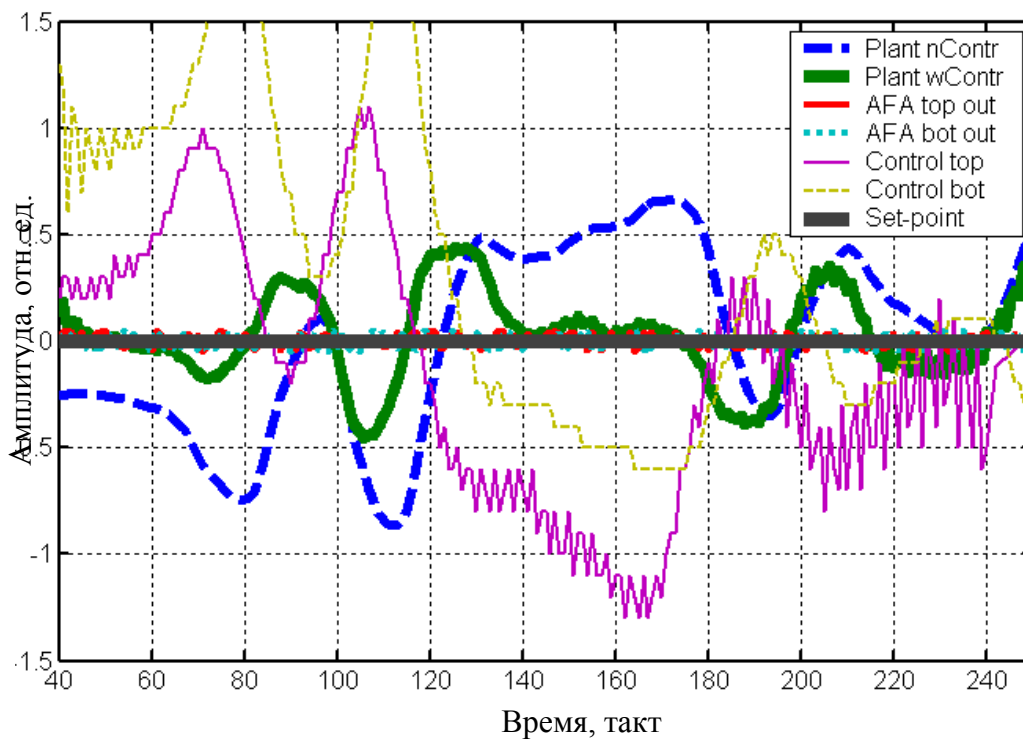


Рис. 4.16. Результаты управления ТС ДП по тренду УР

Время синтеза управления на один такт прогноза при вычислении на процессоре Pentium IV составляет около 1,1 с, что не вносит временных ограничений на применение этих систем в контурах управления ТС ДП.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В монографии представлены результаты повышения качества управления тепловым состоянием доменной печи, в условиях изменения его динамических параметров и возмущающей среды, путем синтеза и реализации адаптивного управления в процессе функционирования системы на основе идентификации доменного процесса и прогнозирования его технологических переменных.

Стабилизация тренда уровня расплава чугуна, полученного на основе вейвлет фильтрации, обеспечивает устранение фазового сдвига при оценке тренда и позволяет стабилизировать качества чугуна на выпуске.

Синтез управляющих воздействий режимами загрузки и дутья выполняется на основе адаптации прогнозирующих моделей, учитывающих химический состав и температуру чугуна на выпуске, что позволяет повысить точность управления тепловым состоянием доменной печи.

Установлено, что существующие системы управления тепловым состоянием доменной печи в условиях вариации возмущений и наличии значительных запаздываний имеют низкую эффективность. Повышение качества управления тепловым состоянием достигается путем создания адаптивных систем управления с прогнозированием.

Впервые обосновано, что повышение качества управления тепловым состоянием доменной печи достигается путем создания беспоисковых систем непрямого адаптивного управления с идентификацией объекта управления посредством обучения нейросетевых прогнозирующих моделей, что обеспечивает реализацию оптимального по точности воспроизведения задающих воздействий.

Установлено, что нелинейные нейронечеткие аппроксимации содержания кремния и серы по средним значениям уровня расплава за плавку тесно связаны с фактическими содержаниями кремния и серы в чугуне на выпуске (коэффициенты взаимной корреляции составляют 0,87 и 0,81, соответственно). Это позволяет выполнять стабилизацию тренда уровня расплава, что обеспечивает стабилизацию содержания кремния или серы в чугуне на выпуске.

Обосновано применение адаптивных фильтров-аппроксиматоров, использующих нейронные сети, нечеткую логику и вейвлет преобразования сигналов для идентификации и прогнозирования теплового состояния доменной печи, что обеспечивает получение в реальном масштабе времени для нелинейного объекта управления интеллектуальных прогнозирующих моделей повышенной точности.

Разработана методика идентификации теплового состояния доменной печипо временным реализациям, включающая определение состояния нелинейного объекта управления и реконструкцию его модели, которая обеспечивает получение моделей повышенной точности с использованием адаптивных фильтров-аппроксиматоров со снижением вычислительных затрат путем определения порядка порождающей системы. На основе экспериментальных данных выполнена идентификация ТС ДП, что позволило

оценить точность прогнозирования с помощью интеллектуальных средств показателей качества чугуна на выпуске (не хуже 5 %).

Обосновано значение интервала управления тепловым состоянием доменной печи, учитывающее динамические параметры каналов управления и спектральные свойства сигналов объекта управления. Это позволило на основе методов нелинейной динамики идентифицировать показатели тренда уровня расплава, характеризующего тепловое состояние доменной печи. При этом установлено, что тренд УР порождается существенно нелинейным процессом, для прогнозирования которого наиболее эффективным является использование нейронечетких и нейросетевых адаптивных фильтров-аппроксиматоров (ошибка менее 6 % для глубины прогноза в 5 часов для условий ДП-6 НТМК и менее 1 % для глубины прогноза в 13 часов для условий ДП-3 ММК им. Ильича).

Разработаны линейный цифровой и вейвлет фильтры нижних частот, позволяющие оценить тренд уровня расплава доменной печи, характеризующий ее тепловое состояние. Установлено, что линейный цифровой фильтр нижних частот имеет фазовый сдвиг (задержку) оценки тренда больше 5 часов, что не соответствует технологическим требованиям. При этом вейвлет фильтр нижних частот не имеет фазового сдвига, обладает лучшими сглаживающими свойствами и требует в 3,7 раза меньше вычислений.

Впервые разработана адаптивная САУ тепловым состоянием доменной печи с интеллектуальным прогнозированием, использующая локальные адаптивные системы с самонастраивающимся и ПИД регуляторами, которые обеспечивают повышение качества управления в условиях возмущений. Установлено, что для нелинейных моделей теплового состояния доменной печи предлагаемая САУ обеспечивает ошибки прогнозирования на уровне 0,02...0,03 и ошибки управления на уровне 0,02...0,05, что отвечает технологическим требованиям. При этом, использование адаптивной САУ ТС ДП позволяет снизить среднеквадратическую ошибку управления в 1,59 раз, а затраты на синтез управления не вносят временных ограничений на применение этой системы в контуре управления ТС ДП.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Захарченко В.Н. Состояние и проблемы доменного производства Украины // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 5. – 2006. – С. 8-12. – ISSN 0543-5749.
2. Севернюк В.В. Современные проблемы технологического прогресса доменной плавки // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 6. – 2008. – С. 8-10. – ISSN 0543-5749.
3. Аносов В.Г. Теорія доменної плавки. – Запоріжжя: Видав. ЗДІА, 2008. – 158 с.
4. Большаков В.И. Технология высокоэффективной энергосберегающей доменной плавки. – К.: Наукова думка, 2007. – 412 с. – ISBN 978-966-00-0614-0.
5. Товаровский И.Г., Севернюк В.В., Лялюк В.П. Аналіз показників і процесів доменної плавки. – Дніпропетровськ: Пороги, 2000. – 420 с.
6. Большаков В.И. Современные тенденции развития доменного производства // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 2. – 2006. – С. 6-12. – ISSN 0543-5749.
7. Ефименко Г.Г., Черный В.Г. Доменное производство Украины и передовых индустриальных стран мира – состояние, проблемы, перспективы развития. Сообщ. 1 / Г.Г. Ефименко, В.Г. Черный // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 7. – 2007. – С. 7-13. – ISSN 0543-5749.
8. Ефименко Г.Г., Черный В.Г. Доменное производство Украины и передовых индустриальных стран мира – состояние, проблемы, перспективы развития. Сообщение 2 // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 1. – 2008. – С. 24-28. – ISSN 0543-5749.
9. Малышев А.П., Оспанов Е.А., Нурмагамбетотова А.М., Кажикенова С.Ш. Качество технологических продуктов и процессов их получения // *Промышленность Казахстана*. – 2008. – № 4. – С. 52-56.
10. *Металлургия чугуна* / Е.Ф. Вегман, Б.Н. Жеребин, А.Н. Похвиснев и др. – М.: Академкнига, 2004. – 774 с.
11. *Основы теории и технологии доменной плавки* / А.Н. Дмитриев, Н.С. Шумаков, Л.И. Леонтьев, О.П. Онорин. – Екатеринбург: УрО РАН, 2005. – 545 с.
12. Большаков В. И., Товаровский И. Г. Современные вопросы доменного производства // *Сталь*. – № 3. – 2008. – С. 27-29.
13. Кацман В.Х. Совершенствование теории и технологии производства доменного чугуна с целью эффективного управления его составом и свойствами: дис. докт. техн. наук. – Днепропетровск, 1986. – 492 с.
14. Большаков В.И., Гладков Н.А., Муравьева И.Г., Листопадов В.С. Сравнительная оценка проектных и существующих показателей работы доменной печи № 9 объемом 5000 м³ // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – № 5. – 2007. – С. 10-15. – ISSN 0543-5749.

15. Копоть Н. Н., Евстюгин С. Н., Горбачев В. А., Шаврин С. В., Бесерра Х., Дуарте П. Пути снижения себестоимости чугуна // *Сталь*. – № 3. – 2007. – С. 8-10.
16. Товаровский И.Г. Совершенствование и оптимизация параметров доменного процесса. – М.: *Металлургия*, 1988. – 190 с.
17. Товаровский И.Г. Расчетный анализ показателей и процессов доменной плавки // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – 2002. – № 6. – С. 4-11. – ISSN 0543-5749.
18. Серов Ю.В. Автоматизация доменных печей. Итоги XX века // *Сталь*. – 2001. – № 8. – С. 49-51.
19. Степанов Ю.В., Кошкарров Д.А., Попова Н.К. О методах определения и оценки качества кокса // *Черная металлургия: Бюл. НТИ*. – 2005. – № 1. – С. 24-32.
20. Каганов В.Ю., Блинов О.М., Беленький А.М. Автоматизация управления металлургическими процессами. – М.: *Металлургия*, 1974. – 416 с.
21. Большаков В. И. Познание процессов доменной плавки (по материалам симпозиума) // *Сталь*. – № 9. – 2006. – С. 9-12.
22. Гулыга Д.В. Об управлении доменной плавкой Д.В. Гулыга // *Сталь*. – № 5. – 2007. – С. 13-18.
23. Никитин Л. Д., Фризен А. А., Портнов Л. В., Долинский В. А., Бугаев С. Ф. Совершенствование автоматизированных систем управления доменной плавкой // *Сталь*. – №10. – 2007. – С. 15-17.
24. Товаровский И. Г., Большаков В. И., Лялюк В. П., Меркулов А. Е., Лебедь В. В., Пинчук Д. В. Выбор экономичных режимов доменной плавки при помощи информационно-моделирующей системы // *Сталь*. – № 11. – 2009. – С. 8-13.
25. Проектирование систем автоматизации в металлургии / В.Р. Ксендзовский, В.Ф. Лебедкин, Б.М. Мирон и др. – М.: *Металлургия*, 1983. – 304 с.
26. Автоматизация основных металлургических процессов / Ю.В. Липухин, Ю.И. Булатов, Г. Бок, М. Кнорр. – М.: *Металлургия*, 1990. – 280 с.
27. Глинков Г.М. Контроль и автоматизация металлургических процессов: учебник для вузов. – М.: *Металлургия*, 1989. – 352 с.
28. Климовицкий М.Д., Кополович А.П. Автоматический контроль и регулирование в черной металлургии. Справочник. – М.: *Металлургия*, 1967. – 788 с.
29. Кочо В.С., Полянский Г.А. Исследование взаимосвязи параметров, характеризующих тепловое состояние доменной печи // *Изв. вузов. Черная металлургия*. – 1969. – № 12. – С. 141-142.
30. Гринштейн Н.Ш., Тараканов А.К., Шатлов В.А. и др. Влияние условий протекания процесса на динамические характеристики доменной печи // *Металлургия и коксохимия*. – 1977. – Вып. 53. – С. 61-63.

31. Новохатський О.М. Теоретичні основи руху продуктів плавки і управління процесами в горні доменної печі: Автореферат дис. на здобуття наук. ступеня к.т.н.: Спец. 05.16.02 – Металургія чорних і кольорових металів та спеціальних сплавів. – Маріуполь: ПДТУ, 2009. – 16 с.
32. Набока В.І. Удосконалення управління ходом доменної плавки на основі дослідження газодинамики верхньої і нижньої зон печі: Автореферат дис. на здобуття наукового ступеня к. т. н.: Спец. 05.16.02 – Металургія чорних і кольорових металів та спеціальних сплавів. – Дн-ськ: НМАУ, 2008. – 16 с.
33. Тищенко О.М. Вдосконалення технології доменної плавки на підставі контролю газодинамічних властивостей шихтових матеріалів: Автореферат дисертації на здоб.наук. ступ. к.т.н.: Спеціальність 05.16.02 – Металургія чорних металів. – К: ІПМ, 2007. – 16 с.
34. Бочка В.В., Тараканов А.К. Методика выбора параметров загрузки и дутья доменных печей // *Металлургическая и горнорудная промышленность.* – 2002. – №1. – С. 12-14. – ISSN 0543-5749.
35. Большаков В.И., Шулико С.Т., Шутылев Ф.М., Логинов В.Н., Листопадов В.С. Пути улучшения распределения дутья в доменной печи // *Сталь.* – № 5. – 2006. – С. 11-14.
36. Беркутов Н. К., Степанов Ю. В., Попова Н. К. Петренко Ю. П., Белов В.В. О взаимосвязи качества кокса с основными технологическими показателями доменной плавки // *Сталь.* – № 5. – 2007. – С. 10-12.
37. Товаровский И.Г. Системный анализ показателей доменной плавки. Познание процессов доменной плавки / Под ред. В.
38. Курунов И.Ф., Доброскок В.А., Макиенко В.Т. Влияние размеров доменной печи и темпа выпусков на динамические характеристики // *Изв. вузов. Черная металлургия.* – 1975. – № 5. – С. 36-38.
39. Товаровский И.Г., Большаков В.И. Аналитическое исследование распределения рудных нагрузок на показатели плавки // *Сталь.* – 2006. – № 10. – С. 7-12.
40. Самарский А.А., Михайлов А.П. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры. – М.: Наука, Физматлит, 1997. – 320 с.
41. Компьютерные методы моделирования доменного процесса / О.П. Онорин, Н.А. Спирин, В.Л. Леонтьев и др. – Екатеринбург: УГТУ, 2005. – 301 с.
42. Тарасов В.П. Газодинамика доменного процесса: 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Металлургия, 1990. – 216 с.
43. Теплотехника доменного процесса / Б.И. Китаев, Ю.Г. Ярошенко, Е.Л. Суханов и др. – М.: Металлургия, 1978. – 248 с.
44. Товаровский И. Г., Большаков В. И., Лялюк В. П., Меркулов А. Е., Пинчук Д. В. Расчетно-аналитическое исследование существующих и перспективных режимов доменной плавки // *Сталь.* – № 7. – 2009. – С. 5-9.
45. Варшавский О.Г. Регулирование тепловых металлургических процессов (начала теории). – М.: Металлургия, 1968. – 312 с.
46. Маковский В.А. Динамика металлургических объектов с распределенными параметрами. – М.: Металлургия, 1971. – 384 с.

47. Нестационарные процессы и повышение эффективности доменной плавки / Ю.Н. Овчинников, В.И. Мойкин, Н.А. Спирин, Б.А. Боковиков. – Челябинск: Metallurgia, 1989. – 120 с.
48. Гиммельфарб А.А., Ефименко Г.Г. Автоматическое управление доменным процессом. – М.: Metallurgia, 1969. – 309 с.
49. Воловик А.В., Ульман В.Г., Полянский Г.А. Система автоматического контроля и регулирования теплового состояния доменной печи: автоматизация доменного производства. – К.: ИТИ, 1966. – С. 44-48.
50. Улахович В.А., Райх Е.И., Шолеников В.М. Исследование динамики доменного процесса // Сталь. – 1975. – № 1. – С. 9-14.
51. Ефименко Г.Г., Тараканов А.К., Гринштейн Н.Ш. и др. Определение динамических характеристик доменной печи объемом 5000 м³ // Metallургическая и горнорудная промышленность. – 1979. – № 3. – С. 43-45. – ISSN 0543-5749.
52. Набока В. И., Полянский Г. А., Фоменко А. П., Крутас Н. В. Исследование динамических свойств доменного процесса // Сталь. – № 10. – 2008. – С. 19-22.
53. Товаровский И.Г., Большаков В.И., Тогобицкая Д.Н., Хамхотько А.Ф. Изучение влияния зоны размягчения и плавления на процессы и показатели доменной плавки // Сталь. – № 1. – 2009. – С. 8-15.
54. Большаков В. И., Муравьева И. Г., Семенов Ю. С., Шулико С. Т., Шумельчик Е. И. Прогнозирование теплового состояния горна доменной печи // Сталь. – № 5. – 2009. – С. 7-9.
55. Кравцов А.Ф., Зайцева Е.В., Чуйко Ю.Н. Расчет автоматических систем контроля и регулирования металлургических процессов. – Киев, Донецк: Вища школа, 1981. – 320 с.
56. Мкртчян Л.С., Ребеко А.Ф., Серов Ю.В. и др. Исследование динамики доменного процесса // Сталь. – 1975. – № 11. – С. 981-986.
57. Похвиснев А.Н., Доброскок В.А., Клемперт В.М. и др. Исследование динамических характеристик доменной печи // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1969. – № 5. – С. 33-35.
58. Китаев Б.И. Управление доменным процессом. - Свердловск: УПИ, 1984. – 94 с.
59. Повышение эффективности работы доменных печей // Тематический отраслевой сборник / Отв. ред. А.Г. Ульянов. – М.: Metallurgia, 1983. – 83 с.
60. Контроль и регулирование параметров доменного процесса // Сборник работ / Отв. ред. К.А. Шумилов. – К.: Наукова думка, 1972. – 306 с.
61. Бузоверя М.Т. Кинетические характеристики процесса восстановления в шахте доменной печи // Сталь. – 1989. – № 11. – С. 17-21.
62. Грачев Ю.М., Кац М.Д., Давиденко А.М. Новый подход к решению задачи повышения эффективности доменной плавки одновременно по удельному расходу кокса и производительности // Metallургическая и горнорудная промышленность. – № 5. – 2008. – С. 142-145. – ISSN 0543-5749.
63. Кажикенова С. Ш. Информационный анализ технологических переделов доменного процесса // Сталь. – № 9. – 2009. – С. 14-16.

64. Кочо В.С., Полянский Г.А. Контроль теплового состояния низа доменной печи // *Металлург.* – 1967. – № 6. – С. 3-6.
65. Дик М.И., Товаровский И.Г., Гусев А.Ю. и др. Контроль теплового состояния горна доменной печи по теплосъему на фурмах // *Металл и литье Украины.* – 1995. – № 11/12. – С. 26-27.
66. Муравьева И.Г. Новые возможности автоматизированного контроля и управления ходом доменной печи // *Металлургическая и горнорудная промышленность.* – 2010. – № 3. – С. 76-78. – ISSN 0543-5749.
67. Спиринов Н.А., Лавров В.В. Информационные системы в металлургии. Конспект лекций. Екатеринбург: УГТУ-УПИ, 2004. – 495 с.
68. Спиринов Н.А., Лавров В.В., Шаврин В.С. Оптимизация, идентификация и оценивание технологических процессов в металлургии: Уч. пособие для вузов. – Екатеринбург: ГТУ, 1996. – 188 с.
69. Кравцова О.А. Алгоритмизация систем диагностики состояния элементов конструкций металлургических агрегатов. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.13.06 – Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (промышленность). – Томск: КГПА, 2009. – 16 с.
70. Кошелев А.Е. Подсистема диагностики состояния элементов конструкций металлургических агрегатов в составе АСУ ТП / А.Е. Кошелев, Л.И. Криволапов, О.А. Кравцова // *Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники.* – 2008. – 2(18), ч. 2. – С. 110-116.
71. Кошелев А.Е. Структурный анализ измерительных сигналов в доменном и сталеплавильном производствах / А.Е. Кошелев, Л.И. Криволапов, О.А. Кравцова // *Известия вузов. Черная металлургия.* – 2006. – № 12. – С. 43-47.
72. Лазичев А.А. Комплексное моделирование и автоматизация контроля теплового состояния доменной печи. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.13.06 – Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (промышленность). – Томск: КГПА, 2009. – 16 с.
73. Лазичев А.А. Реально-виртуальные модели сложных технических систем // *Приборы и системы: Управление. Контроль. Диагностика.* – 2004. – № 5. – С. 1-5.
74. Яскевич М.М. Разработка электрического метода экспресс-диагностики химического состава чугуна в доменной печи. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.11.13 – Приборы и методы контроля природной среды, веществ, материалов и изделий. – М.: МИСС, 2003. – 16 с.
75. Патент UA № 82305. Способ прогнозирования содержания кремния в чугуне / В.И. Большаков, С.Т. Шулико, И.Г. Муравьева и др. – Оpubл. 25.03.2008. – Бюл. № 6.
76. В. И. Большаков Применение радиолокационных систем измерения поверхности засыпи шихты для контроля и управления доменной плавкой / В. И. Большаков, И. Г. Муравьева, Ю. С. Семенов. – Днепропетровск: Пороги, 2013. – 364 с.

77. Гусев А.Ю., Макиенко В.Г., Рыбальченко Ю.П. Оценка и прогноз хода доменной печи с помощью модифицированного фильтра Калмана // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2010. – № 2. – С. 82-84.

78. Разработка и апробация методов обработки параметров доменного процесса с целью прогноза теплового режима доменной печи / Отчет о НИР по теме 080106. – Днепропетровск: НГУ, 2005. – 43 с.

79. Тараканов А. Использование математических моделей и диалоговых систем в управлении доменным процессом // Черная металлургия: Бюл. НТИ.- 2001.-№11.-с.30 – 33.

80. Тараканов А. К. Внедрение автоматизированных систем управления технологическим режимом доменной плавки.-Днепропетровск,1987. - 66 с

81. Тарасов В. П., Кривенко С. В., Тарасов П. В., Быков Л. В. Комплексная автоматизация управления доменной плавкой // Сталь. – № 7. – 2010. – С. 4-17.

82. Кац М.Д., Давиденко А.М. Математическое моделирование и оптимизация технологического режима доменной плавки по информации, фиксируемой в режиме нормальной эксплуатации // Металлург. и горноруд. пром-сть. – 2007. – № 3. – С. 15-20. – ISSN 0543-5749.

83. Набока В.И., Крутас Н.В., Шарапов М.Е., Полянский Г.А. Способ стабилизации теплового состояния горна доменной печи // Сталь. – 2003. – № 10. – С. 11-12.

84. Оптимизация и идентификация технологических процессов в металлургии / Н.А. Спирин, В.В. Лавров, С.И. Паршаков, С.Г. Денисенко. – Екатеринбург: УГТУ, 2006. – 307 с.

85. Смоляк В.А., Щербицкий Б.В. Автоматизация и оптимизация процесса доменной плавки. – М.: Металлургия, 1974. – С. 152.

86. Смоляк В.А., Гричановский А.В. Новые принципы модернизированного управления доменным процессом. Публикация 1. Подсистема автоматизированного управления шихтовкой и загрузкой // Математическое моделирование. – 2008. - № 1 (18). – С. 56-60.

87. Смоляк В.А. Алгоритмы модернизированного управления доменным процессом. Публикация 3. Подсистема автоматического управления сходом шихты // Математическое моделирование. – 2009. – № 1 (20). – С. 52-56.

88. Сучасні проблеми металургії: Том 3 // Матеріали науково-практичної конференції «Проблеми і перспективи одержання конкурентноздатної продукції в гірничо-металургійному комплексі України» (24-25.10.2000 р.). – Дніпропетровськ: Системні технології, 2001. 544 с.

89. Мавров А. Л., Гостенин В. А., Гибадулин М. Ф., Сибагатуллин С. К., Ижеев А. В. Развитие теории и технологии доменной плавки на Магнитогорском металлургическом комбинате // Сталь. – № 2. – 2007. – С. 23-26.

90. Петров А.В., Ахмедов Н.Ш. Управление процессом загрузки доменной печи // Автоматизация в промышленности. – 2003. – № 6. – 4 с. – Режим доступа: www.racurs.com/press/publications/.

91. Паршаков В. М., Яковлев Ю. В., Лежнев Г. П., Федотов П. Ф., Заболотских В. А. Результаты исследований процессов в печах и воздухонагревателях доменного цеха ММК // Сталь. – № 2. – 2007. – С. 31-38.
92. Автоматизация доменного производства. Научно-производственное предприятие «Азов-Черметавтоматика» [Электронный ресурс]: <http://chermet.in.ua>.
93. АСУ ТП доменного производства [Электронный ресурс]: www.dkl.ua/Automatization/.
94. Охотский В.Б. Модели металлургических систем. Днепропетровск: Системные технологии, 2006. – 287 с. – ISSN 0543-5749.
95. Бочка В.В., Тараканов А. К. Применение компьютерных систем для управления доменной плавкой // Металлургическая и горнорудная промышленность.-2001.-№6.-с.11 – 14
96. Спириин Н. А. Использование творческого наследия Б. И. Китаева при создании современных информационно-моделирующих систем // Сталь. – № 2. – 2010. – С. 9-13.
97. Сальга В.И., Карабутов Н.Н. Идентификация и управление процессами в черной металлургии. – М.: Металлургия, 1986. – 192 с.
98. Щипанов К.А. Разработка и исследование математических моделей, создание программного обеспечения для управления объектами в металлургии. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.13.18 – Математическое моделирование. – Екатеринбург: УГТУ, 2007. – 16 с.
99. Тихонов О.Н. Простые математические модели металлургических процессов. Учебное пособие. – Л.: ЛГИ, 1978. – 109 с.
100. Маковский В.А., Шокул А.А., Глушков В.З. и др. Основы построения адаптивной цифровой динамической модели доменного процесса. Сообщение 2 // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1978. – № 3. – С. 184-186.
101. Дмитриев А.Н., Шаврин С.В. Двумерная математическая модель доменного процесса // Сталь. – 1996. – № 12. – С. 7-13.
102. Доброскок В.А., Кузнецов Н.А., Туманов А.И. Математические модели процессов газодинамики и восстановления в доменной печи // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1985. – № 3. – С. 145-146.
103. Ченцов А.В., Чесноков Ю.А., Шаврин С.В. Балансовая логико-статистическая модель доменного процесса. – М.: Наука, 1991. – 92 с.
104. Ченцов А.В., Чесноков Ю.А., Шаврин С.В. Балансовая логико-статистическая модель доменного процесса. – Екатеринбург: УрО РАН, 2003. – 164 с.
105. Автоматизированные системы управления технологическими процессами доменной печи [Электронный ресурс]: // www.aconstar.prom.ua.
106. Автоматизированные системы управления технологическими процессами доменного производства [Электронный ресурс]: // www.ma.dp.ua/products/.
107. АСУТП ДП-8 ОАО «АрселорМиттал Кривой Рог» [Электронный ресурс]: // www.arcelor.mittal.com.ua.

108. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
109. Куропаткин П.В. Оптимальные и адаптивные системы / П.В. Куропаткин. – М.: Высш. школа, 1980. – 287 с.
110. Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом / Буков В.Н. – М.: Наука, 1987. – 288 с.
111. Колесников А.А. Синергетическая теория управления / А.А. Колесников. – Таганрог: ТРТУ, М.: Энергоатомиздат, 1994. – 344 с.
112. Современная прикладная теория управления: Синергетический подход в теории управления/ Под ред. А.А.Колесникова. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2000. – Ч. II. – 559 с.
113. Жданов А.А. Метод автономного адаптивного управления, его свойства и приложения [Электронный ресурс]:[http: www. ispras.ru/~zhdanov](http://www.ispras.ru/~zhdanov). – 14 с.
114. Ивахненко А.Г. Предсказание случайных процессов / А.Г. Ивахненко, В.Г. Лапа. – К.: Наукова думка, 1971. – 416 с.
115. Gabor D. Predicting Mashines. Scintia / D. Gabor. – Rev. Int. Sci. – Milano, 1962. – P. 5-13.
116. Kalman R. E. New Results in Linear Filtering and Prediction Theory / R. E. Kalman, R. S. Bucy // Journal of Baste Engineering. – 1960. – Vol. 82. – P. 35-40.
117. Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф.Н. Коуэна и П.М. Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.
118. Лапа В.Г. Методы предсказания и предсказывающие системы / В.Г. Лапа. – К.: Вища школа, 1980. – 183 с.
119. Ивахненко А.Г. Моделирование сложных систем: Информационный подход / Под общ. ред. В.В. Павлова. – К.: Вища школа, 1987. – 62 с.
120. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
121. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Персептрон и теория механизмов мозга / Ф. Розенблатт. – М.: Мир, 1965. – 480 с.
122. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. Учебное пособие / И.В. Заенцев. – Воронеж. гос. университет, 2001. – 76 с.
123. Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – М.: Экономика, 1998. – 224 с.
124. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен – М.: Мир, 1992. – 237 с.
125. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence / J.H. Holland. – London: Bradford book edition, 1994. – 211 p.
126. Растрингин Л.А. Адаптация сложных систем / Л.А. Растрингин. – Рига: Зинатне, 1981. – 375 с.
127. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления. Кн. 8: Учебное пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – Общ. редакция А.И.Галушкина. – М.: ИПР ЖР, 2002. – 480 с.

128. Ткаченко В.Н. Математическое моделирование, идентификация и управление технологическими процессами тепловой обработки материалов / Ткаченко В.Н. – К.: Наукова думка, 2008. – 243 с.
129. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Цыпкин Я.З. – М.: Наука, 1968. – 399 с.
130. Тархов Д.А. Нейронные сети: модели и алгоритмы / Д.А. Тархов. – М.: Радиотехника, 2005. – 256 с.
131. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Головкин В.А. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
132. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей / Горбань А.Н. // Сибир. журн. вычислит. матем. – 1998. – Т. 1. – № 1. – С. 12-24.
133. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного / Колмогоров А.Н. // Докл. АН СССР, 1957. – Т. 114. – № 5. – С. 953-956.
134. Kosko B. Fuzzy systems as universal approximators / B. Kosko // IEEE Transactions on Computers. – 1994. – Vol. 43. – No. 11. – P. 1329-1333.
135. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т.Тэрано, К.Асаи, М.Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
136. Усков А.А. Интеллектуальные системы управления на основе методов нечеткой логики / А.А. Усков, В.В. Круглов. – Смоленск: гортипогр., 2003. – 177 с.
137. Корнієнко В.І. Методологія побудови інтелектуальних прогнозуючих систем оптимального керування нелінійними технологічними процесами / В.І. Корнієнко, І.Г. Гуліна // Гірнична електромеханіка та автоматика. – 2010. – Вип. 85. – С. 75-82.
138. Зайцев В.Г. Использование синергетического подхода в задачах адаптивного управления / Зайцев В.Г. // Системные технологии. – 2010. – № 2(67). – С. 88-95.
139. Махотило К.В. Применение искусственных нейронных сетей для решения задач управления [Электронный ресурс]: <http://www.users.kpi.kharkov.ua/mahotilo>.
140. Kalman R. Contributions to the theory of optimal control / R. Kalman // Boletin de la Sociedad Matem. Mexican. Segunda serie. – 1960. – № 1. – P. 102-119.
141. Болтянский В.Г. Математические методы оптимального управления / В.Г. Болтянский. – М.: Наука, 1969. – 451 с.
142. Беллман Р. Некоторые вопросы математической теории процессов управления / Р. Беллман, И. Гликсберг, О. Гросс. – М.: Иностранная литература, 1962. – 354 с.
143. Красовский А.А. Системы автоматического управления полетом и их аналитическое конструирование / А.А. Красовский. – М.: Наука, 1973. – 268 с.
144. Kuntanapreeda S. Neural Network Model Reference Control of Nonlinear Systems / S. Kuntanapreeda, R. W. Gundersen, R. R. Fullmer // Proc. Of Int. Joint Conf. on Neural Networks. — Vol. II. — Baltimore, Maryland. — 1992. — P. 94-99.

145. Айфичер Э.С. Цифровая обработка сигналов: практический подход / Э.С. Айфичер, Б.У. Джервис. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2004. – 992 с.
146. Кузнецов С.П. Динамический хаос / Кузнецов С.П. – М.: Физматлит, 2002. – 296 с.
147. Анищенко В.С. Знакомство с нелинейной динамикой / В.С. Анищенко. – М.-Ижевск: ИКИ, 2002. – 172 с.
148. Шустер Г. Детерминированный хаос. Введение / Г. Шустер. – М.: Мир, 1988. – 256 с.
149. Ljung L. Identification of Nonlinear Systems / L. Ljung // Proceeding of the IEEE. – 2006. – № 6. – P. 1-10.
150. Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models / O. Nelles. – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.
151. Корнієнко В.І. Ідентифікація нелінійних процесів по часових реалізаціях / В.І. Корнієнко, Д.Ю. Скриль // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 3. – С. 85-89.
152. Кузнецов Г.В. Композиційна структурно-параметрична ідентифікація нелінійних динамічних об'єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Наукові вісті НТУУ КПІ. – 2009. – № 5. – С. 69-75.
153. Дремін И.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремін, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 171. – № 5. – С. 465-501.
154. Корнієнко В.І. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов, І.В. Гарнак // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2009. – № 2 (15). – С. 38-44.
155. Корниенко В.И. Обоснование принципов построения систем управления тепловым состоянием доменной печи / В.И. Корниенко, И.Г. Гулина // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2011. – № 4. – С. 111-115. – ISSN 2071-2227.
156. Ткалич С.А. Идентификация состояния стохастических систем / С.А. Ткалич, Е.М. Васильев // Электротехнические комплексы и системы управления. – 2008. – № 1. – С. 44-46.
157. Takens F. Lecture Notes in Mathematics / F. Takens. – Berlin: Springer-Verlag, 1980. – Vol. 898. – P. 366-381.
158. Ивахненко А.Г. Интервал корреляции как мера предсказуемости случайного процесса и детализации языка моделирования / А.Г. Ивахненко, С.Ф. Козубовский // Автоматика. – 1977. – № 5. – С. 14-30.
159. Гулина И.Г. Выбор критерия автоматизированного управления инерционным объектом горно-металлургического производства / И.Г. Гулина, А.Ю. Гусев, В.И. Корниенко, В.Г. Макиенко // Гірничі електромеханіка та автоматика. – 2012. – Вип. 89. – С. 71-73.
160. Гулина И.Г. Идентификация и прогнозирование теплового состояния доменной печи по уровню расплава / И.Г. Гулина, В.И. Корниенко // Гірничі електромеханіка та автоматика. – 2011. – Вип. 87. – С. 69-75.

161. Ивахненко А.Г. Непрерывность и дискретность / А.Г. Ивахненко. – Киев: Наукова думка, 1990. – 224 с.
162. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.
163. MathWorks Release 14. MATLAB 7 [Электронный ресурс]: http://www.mathworks.com/products/new_products/R14_transition.html.
164. Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях / Макс Ж. – М.: Мир, 1983. – Т. 1. – 312 с.
165. Сычев В. Фрактальный анализ программа Fractan 4.4 [Электронный ресурс]: <http://impb.ru/~sychov/>.
166. Ван дер Варден Б.Л. Математическая статистика / Б.Л. Ван дер Варден. – М.: Изд-во иностр. лит., 1960. – 436 с.
167. Гулина И.Г. Адаптивная САУ сложным многосвязным объектом управления с интеллектуальным прогнозированием / И.Г. Гулина, В.И. Корниенко // Системы обработки информации. – 2011. – № 8(98). – С. 57-62. – ISSN 1681-7710/
168. Корнієнко В.І. Адаптивне регулювання нелінійними процесами рудопідготовки з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Матеріали міжнародної конференції «Форум гірників – 2009», Д.: НГУ, 277 с. – Т. 4. – 30.09 - 03.10.2009. – С. 255-262.
169. Табак Д. Оптимальное управление и математическое программирование / Д. Табак, Б. Куо – М.: Наука, 1975. – 280 с.
170. Мита Ц. Введение в цифровое управление: Пер. с японск / Ц. Мита, С. Хара, Р. Кондо. – М.: Мир, 1994. – 256 с.
171. Теория автоматического управления. Ч. 2. /Под ред. А.А. Воронова. – М.: Высшая школа, 1986. – 504 с.
172. Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. – М.: Мир, 1978. – 848 с.
173. Гулина И.Г. Оценка тренда состояния сложного объекта управления / Гулина И.Г. // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2012. – Вып. 1 (21). – Т. 1. – С. 61-64.
174. Гулина И.Г. Оценка качества адаптивной САУ с интеллектуальным прогнозированием // VIII международная научно-практическая конференция «Veda a technologie: krok do budoucnosti – 2012» (г. Прага, 27.02-05.03.2012 г.). – С. 66-67.
175. Гулина И.Г. Прогнозирование тренда уровня расплава доменной печи // Международная научно-практическая конференция «Современные проблемы и пути их решения в науке, транспорте, производстве и образовании – 2012» (г. Одесса, 18.12-27.12.2012 г.). – Вып. 4. – Том 13. – С. 76-78.
176. Гулина И.Г. Идентификация, прогнозирование и управление сложным многосвязным объектом управления / И.Г. Гулина, В.И. Корниенко, А.Ю. Гусев, В.Г. Макиенко // Системы обработки информации. – 2012. – № 9 (107). – С. 31-35. – ISSN 1681-7700.

177. Гулина И.Г. Моделирование САУ тепловым состоянием доменной печи // VIII Международная научно-практическая конференция «Научная индустрия европейского континента – 2012» (г. Прага, 27.11-05.12.2012 г.). – С. 42-44.

178. Корнієнко В.І. Комплексна оцінка, ідентифікація та прогнозування складних нелінійних процесів / В.І. Корнієнко, І.Г. Гуліна, Л.В. Будкова // Науковий вісник НГУ. – 2013. – № 6. – С. 124-131. – ISSN 2071-2227.

ДЛЯ ЗАМЕТОК

Наукове видання

Гуліна Ірина Григорівна

**АВТОМАТИЗАЦІЯ КЕРУВАННЯ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ ДОМЕННОЇ
ПЕЧІ ЗА ЦИКЛАМИ НАКОПИЧЕННЯ-ВИПУСКУ ЧАВУНУ**

Монографія

Видано в авторській редакції

Підп. до друку 17.11.2016. Формат 30x42/4.
Папір офсетний. Ризографія. Ум. друк. арк. 5,8.
Обл.-вид. акр.5,8. Тираж 100 пр. Зам. №

Підготовлено до друку та видруковано
у Державному вищому навчальному закладі
«Національний гірничий університет».
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру ДК № 1842 від 11.06.2004.
49005, м. Дніпро, просп. Д. Яворницького, 19.